



# **UNIVERSIDAD DE CUENCA**

**Facultad de Ingeniería**

**Carrera de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones**

***“Detección de la intención de movimiento de extremidades inferiores usando métodos de aprendizaje supervisado”***

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de  
Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones, modalidad  
artículo científico**

**Autores:**

Felipe Emmanuel Astudillo Palomeque  
CI: 0105143481

José Fernando Charry Villamagua  
CI: 1103863740

**Directora:** Ing. Sara Wong De Balzan, PhD  
P: 081929618

**Co-Director:** Ing. Luis Ismael Minchala Avila, PhD.  
CI: 0301453486

**Cuenca - Ecuador**

**Abril 2019**

**Resumen:**

Este trabajo se enmarca dentro el proyecto Prototipo de exoesqueleto usable en las extremidades inferiores, mediante la utilización de algoritmos de control adaptativos. El objetivo fue desarrollar un algoritmo capaz de detectar la intención del movimiento partiendo de electromiogramas (EMG) de sujetos con patologías en los miembros inferiores utilizando redes neuronales artificiales (ANN, por sus siglas en inglés) con reconocimiento de patrones mediante el método Levenberg-Marquardt.

Se contempló una etapa de pre-procesamiento del EMG (filtrado, rectificación y normalización) y la anotación de la intención del movimiento. El algoritmo fue entrenado y validado usando una base de datos EMG de sujetos normales. Se obtuvo un desempeño global de 90,96% para una evaluación punto a punto y 94,88% en una evaluación por eventos. Estos resultados fueron publicados en ETCM-IEEE2018.

Se registró una base de datos de 6 pacientes ( $42.83 \pm 10.51$  años), contentiva de 78 señales EMG, correspondientes a 13 músculos. Con los parámetros de entrenamiento obtenidos en la primera base de datos, se determinó la intención de movimiento en los sujetos con patologías y adicionalmente los valores de relación señal a ruido (SNR) y de frecuencia media (MNF). Se obtuvo un desempeño global de 93,14% punto a punto y 91.19% por eventos, el tiempo de retardo fue de  $31,06 \pm 18,89$  ms, SNR de  $17,28 \pm 1,67$  dB y los valores de MNF hallados son menores a los reportados en la literatura, lo que sugiere menor torque en esta población. Estos resultados permiten contemplar la implementación del algoritmo en tiempo real para un exoesqueleto.

**Palabras clave:** Exoesqueleto. EMG. Redes neuronales artificiales. Reconocimiento de patrones. SNR. MNF.

**Abstract:**

This work is part of the project Prototype of usable exoskeleton in the lower extremities, through the use of adaptive control algorithms. The aim of this project was to develop a capable algorithm of detecting the motion intention based on electromyograms (EMG) of subjects with pathologies in the lower limbs using artificial neural networks (ANN) with pattern recognition and the Levenberg-Marquardt method.

Contemplated a stage (filtering, rectification and normalization) and the annotation of the motion intention for EMG pre-processing. Trained and validated the algorithm using an EMG database of normal subjects. Obtained an overall performance of 90.96% for a point-to-point evaluation and 94.88% in an evaluation by events. Publishing these results for ETCM-IEEE2018.

Recorded a database of six patients ( $42.83 \pm 10.51$  years), containing 78 EMG signals, corresponding to 13 muscles. With the training parameters obtained in the first database, determined the motion intention in the subjects with pathologies, additionally, the values of signal-to-noise ratio (SNR) and mean frequency (MNF). Obtained an overall performance of 93.14% point-to-point and 91.19% by events, the delay time was  $31.06 \pm 18.89$  ms, SNR of  $17.28 \pm 1.67$  dB and the MNF values found they are lower than those the literature reported, suggesting lower torque in this population. These results allow contemplating the implementation of the algorithm in real time for an exoskeleton.

**Key words:** Exoskeleton. EMG. Artificial neural networks. Pattern recognition. SNR. MNF.

## ÍNDICE GENERAL

### Tabla de contenido

Resumen:.....	2
Abstract: .....	3
ÍNDICE DE FIGURAS .....	6
ÍNDICE DE TABLAS .....	7
Cláusula de licencia y autorización para la publicación en el Repositorio Institucional .....	8
Cláusula de Propiedad Intelectual.....	10
Dedicatoria .....	12
Agradecimiento .....	14
ACRÓNIMOS .....	18
CAPÍTULO 1 .....	21
1.    Introducción .....	21
CAPÍTULO 2 .....	24
2.    Marco teórico.....	24
2.1.    Aplicaciones para la rehabilitación robótica .....	25
2.2.    El exoesqueleto .....	27
2.3.    Fases de la marcha humana .....	29
2.4.    Redes neuronales .....	30
CAPÍTULO 3 .....	35
3.    Metodología .....	35
3.1.    Base de datos .....	35
3.2.    Anotaciones EMG .....	36
3.3.    Pre-procesamiento de la señal EMG .....	36
3.4.    Red neuronal artificial .....	39
3.5.    Experimentos .....	40
3.6.    Desempeño de la ANN .....	42
CAPÍTULO 4 .....	44
4.    Resultados .....	44
4.1.    Base de datos .....	44
4.2.    Parámetros temporales.....	45
4.3.    Resultados de los experimentos 1 ,2 y 3 .....	49
4.4.    Resultados experimento 4 .....	49
4.5.    Resultados experimento 5 .....	51
4.6.    Método de umbral doble estadístico .....	52

Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua



CAPÍTULO 5 .....	54
5.    Discusión .....	54
CONCLUSIONES .....	57
ANEXOS .....	58
A. Músculos involucrados.....	58
B. Parámetros temporales de sujetos patológicos.....	65
C. Consentimiento informado .....	68
REFERENCIAS.....	69

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2-1 Unidad motora .....	24
Figura 2-2 Comparación del EMG normal vs EMG patológico .....	25
Figura 2-3 Secciones medulares e inervaciones .....	26
Figura 2-4 Exoesqueleto HAL en la rehabilitación .....	28
Figura 2-5 Exoesqueleto Lokomat en la rehabilitación motora .....	28
Figura 2-6 Fases de la marcha bípeda .....	30
Figura 2-7 Modelo de McCulloch-Pitts de una neurona .....	31
Figura 2-8 Tipos de funciones de activación: (a) umbral, (b) lineal por partes, (c) sigmoidea, (d) Gaussiana .....	32
Figura 2-9 Diagrama del reconocimiento de patrones .....	34
Figura 3-1 Diagrama de bloques del procesamiento del EMG .....	35
Figura 3-2 EMG, anotación del paso completo y anotación de la intención de movimiento .....	36
Figura 3-3 Señal EMG superficial registrada .....	39
Figura 3-4 Algoritmo utilizado para obtener el número óptimo de neuronas N, el ancho de la envolvente RMS $w_1$ , y el ancho de la ventana $w_2$ del promediado móvil de la derivada. ....	41
Figura 4-1 MNF vs SNR en sujetos con patologías .....	46

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4-1 MNF, RMS y SNR promedio de las señales con SNR mayor a 10.11dB .....	47
Tabla 4-2 Métodos y valores de frecuencia media reportados en la literatura .	48
Tabla 4-3 Promedio de parámetros temporales de todos los sujetos patológicos por músculo.....	49
Tabla 4-4 Desempeño de la red neuronal por puntos para sujetos sin patologías .....	50
Tabla 4-5 Desempeño de la red neuronal por eventos para sujetos sin patologías .....	50
Tabla 4-6 Matriz de confusión por eventos, sujetos sin patologías .....	51
Tabla 4-7 Desempeño de la red neuronal por puntos para los pacientes .....	51
Tabla 4-8 Desempeño de la red neuronal por eventos para los pacientes .....	52
Tabla 4-9 Método de umbrales aplicados a sujetos con patologías (punto a punto) .....	52
Tabla 4-10 Método de umbrales aplicados a sujetos con patologías (por eventos) .....	53
Tabla 0-1 Parámetros temporales de sujetos patológicos.....	65

---

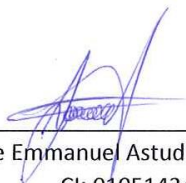
Cláusula de licencia y autorización para la publicación en el Repositorio Institucional

---

Yo, Felipe Emmanuel Astudillo Palomeque, en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación “Detección de la intención de movimiento de extremidades inferiores usando métodos de aprendizaje supervisado”, de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad con lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 08 de abril del 2019.



---

Felipe Emmanuel Astudillo Palomeque  
CI: 0105143481



---

Cláusula de licencia y autorización para la publicación en el Repositorio Institucional

---

Yo, José Fernando Charry Villamagua, en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Detección de la intención de movimiento de extremidades inferiores usando métodos de aprendizaje supervisado", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad con lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 08 de abril del 2019.



---

José Fernando Charry Villamagua  
CI: 1103863740

---

Cláusula de Propiedad Intelectual

---

Yo, Felipe Emmanuel Astudillo Palomeque, autor del trabajo de titulación “Detección de la intención de movimiento de extremidades inferiores usando métodos de aprendizaje supervisado” certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, 08 de abril del 2018.



---

Felipe Emmanuel Astudillo Palomeque  
CI: 0105143481

---

Cláusula de Propiedad Intelectual

---

Yo, José Fernando Charry Villamagua, autor del trabajo de titulación "Detección de la intención de movimiento de extremidades inferiores usando métodos de aprendizaje supervisado" certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, 08 de abril del 2018.



---

José Fernando Charry Villamagua  
CI: 1103863740

### **Dedicatoria**

Este trabajo de titulación lo dedico a mis padres, por ser ellos el motor necesario para mi vida y el pilar fundamental de mi constitución como persona de bien. A mi hermana por ser el ejemplo a seguir y una buena amiga.

A todos aquellos profesores que supieron guiar este camino de estudios.

Finalmente, a la Universidad de Cuenca por la oportunidad de estar en sus prestigiosas aulas de saber.

Felipe Emmanuel Astudillo Palomeque

### **Dedicatoria**

Este trabajo de titulación y el esfuerzo puesto en el mismo va dedicado principalmente a mis padres, que siempre han estado para apoyarme y motivarme. A mis hermanos que han sabido ser buenos consejeros y compañía.

A todas las personas que han entrado y salido de mi vida, aportando con un granito de arena en cada etapa de mi vida, construyéndome de a poco en lo que hoy soy.

Finalmente, a todos esos maestros que de manera incansable, han impartido sus conocimientos y consejos, que enseñan por ser felices y dan mucho más de lo que su sueldo les representa.

José Fernando Charry Villamagua

## Agradecimiento

Agradezco el amor inmenso y lucha incansable de mis padres Teófilo y Blanca, por brindarme la vida y la oportunidad de superarme en cada etapa de mi vida, inculcándome los valores necesarios y apoyándome siempre en mis estudios. Por la gratitud de contar con ellos como mis mejores amigos, consejeros, maestros, psicólogos y verdugos.

A mi hermana Evelyn por saber ser paciente, buena consejera, buen ejemplo y estar constantemente ayudándome ante cualquier dificultad.

A Nataly quien me apoya incansablemente y me impulsa a superarme cada día más, dándome un empujón siempre que lo necesito y regalándome las palabras necesarias para enfrentar mis problemas de manera inteligente. Agradezco la confianza depositada en mí y el amor sincero que ha compartido conmigo.

A las personas que hicieron de mis estudios una etapa difícil y estresante, ya que gracias a ellos los problemas se vuelven soluciones, aportando también a formarme con carácter y ganas de superarme ante las adversidades que en el camino se presentan.

A esos buenos compañeros por saber ser leales y aún más a los malos porque gracias a ellos se conoce el verdadero mundo.

También a esos buenos profesores que supieron inculcar más que una simple teoría, el sentido de la vida. Aportando a formar un criterio que, más que simplemente pensado y aceptado, sea social y en beneficio de todos, más no de unos pocos.

Un agradecimiento especial a Sara e Ismael por guiarnos en el desarrollo de este proyecto de grado, por su tiempo, paciencia y conocimientos fundamentales.

Finalmente, a todos mis familiares que de alguna manera han aportado a construirme como ser humano y un profesional.

Felipe Emmanuel Astudillo Palomeque

### **Agradecimiento**

A Dios por todas las bendiciones recibidas y las dificultades, que me han ido formando como persona y profesional.

También quiero agradecer a mis padres, por haberme formado como la persona que hoy soy; me incentivan diariamente a ser mejor y trabajar duro por conseguir mis sueños.

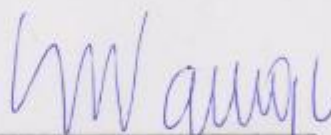
A mis maestros, que han aportado de manera importante con conocimiento y valores, con el único afán de formar buenos profesionales al servicio de la sociedad.

De manera especial quiero agradecer a Sara e Ismael, por ser nuestra guía en este trabajo de titulación.

José Fernando Charry Villamagua

Certifico que el trabajo de titulación "DETECCIÓN DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO DE EXTREMIDADES INFERIORES USANDO MÉTODOS DE APRENDIZAJE SUPERVISADO" ha sido desarrollado por los señores estudiantes: Felipe Emmanuel Astudillo Palomeque con CI: 0105143481 y José Fernando Charry Villamagua con CI: 1103863740.

Cuenca, 08 de Febrero del 2019.



Ing. Sara Wong, Ph.D.  
DOCENTE DE LA UNIVERSIDAD DE CUENCA  
DIRECTORA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN



Certifico que el trabajo de titulación "DETECCIÓN DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO DE EXTREMIDADES INFERIORES USANDO MÉTODOS DE APRENDIZAJE SUPERVISADO" ha sido desarrollado por los señores estudiantes: Felipe Emmanuel Astudillo Palomeque con CI: 0105143481 y José Fernando Charry Villamagua con CI: 1103863740.

Cuenca, 08 de Febrero del 2019.



Ing. Ismael Minchala A, Ph.D.  
DOCENTE DE LA UNIVERSIDAD DE CUENCA  
CO-DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

## ACRÓNIMOS

BC	Bíceps Crural
EMG	Electromiograma
ACC	Desempeño Global (en inglés: Accuracy)
ANN	Redes Neuronales Artificiales
ACV	Accidente Cerebro-Vascular
LME	Lesión de médula espinal
PC	Parálisis cerebral
LM	Método de Levenberg Marquardt
GN	Método Gauss-Newton
TMR	Trauma Raquimedular
RMS	Raíz Media Cuadrática (del inglés: Root Mean Square).
SNR	Relación Señal a Ruido (del inglés: Signal to Noise Ratio)
VMA	Valor Medio Absoluto
VMAD	Valor Medio Absoluto de la Diferencia
VAR	Varianza
w1	Ancho de ventana para envolvente RMS
w2	Ancho de ventana para derivada de envolvente RMS
N	Número de Neuronas en la capa oculta
MNF	Frecuencia Media (del inglés, Mean Frequency)
RA	Recto Anterior
VE	Vasto Externo
VI	Vasto Interno
S	Sartorio
TFL	Tensor de la Fascia Lata

BC	Bíceps Crural
ST	Semitendinoso
SM	Semimembranoso
P	Poplíteo

## **“Detección de la intención de movimiento de extremidades inferiores usando métodos de aprendizaje supervisado”**

## CAPÍTULO 1

### 1. Introducción

El estudio del registro de la actividad muscular, conocida como Electromiograma (EMG), remonta sus inicios al año 1849 con Du Bois Reymond, quien registró la actividad eléctrica muscular mediante la conexión de agujas de un galvanómetro en la mano y lo observó mediante la flexión voluntaria del sujeto (Caballero, Ceballos, & Alejandro Ramírez, 2002). Desde entonces, el desarrollo en el área de la medicina ha permitido que el EMG sea usado para medir la actividad muscular en casos en los que se presentan resultados anormales o patrones aberrantes de activación muscular (Roh, Rymer, Perreault, Yoo, & Beer, 2012), (Cheung et al., 2009).

El uso del EMG es muy común en la rehabilitación, ya que dichas señales en combinación con dispositivos de rehabilitación son ampliamente usadas para ayudar a pacientes que no tienen adecuada contracción muscular (Jali, Izzuddin, Bohari, Sulaima, & Sarkawi, 2014). Una de las aplicaciones más llamativas del EMG, es en exoesqueletos (Hong et al., 2013), (Cardona, Alejandro, Rodríguez Spitia, & Baradica López, 2010). Actualmente, existe una gran cantidad de exoesqueletos desarrollados para las extremidades inferiores, debido a que las mismas presentan mayor vulnerabilidad a lesiones de distintos tipos (Cardona et al., 2010).

El uso del EMG en exoesqueletos permite controlar los movimientos. A partir del EMG es posible realizar la detección de la intención de movimiento como parte del control del exoesqueleto. Debido a esto, el diseño de una interfaz humano-robot capaz de comprender la intención del usuario, a fin de brindar una reacción adecuada que proporcione la asistencia necesaria y de manera oportuna, es el objetivo final de un exoesqueleto.

Existen varios métodos para la detección de la intención de movimiento. Entre ellos se encuentran los basados en umbrales, como el umbral simple, este método es el más intuitivo y común, compara las señales rectificadas con la amplitud del umbral que depende del piso de ruido (Merlo, Farina, & Merletti, 2003); también se tiene el método de umbral doble que requiere de un buen filtrado de la señal y de mayor tiempo de procesamiento (Xu & Adler, 2004); además existen otros modelos propuestos como, el de Lanyi y Adler que se basan en el umbral doble, aumentando su sensibilidad y disminuyendo el costo computacional (Reaz, Hussain, & Mohd-Yasin, 2006).

Los algoritmos basados en reconocimiento de patrones mediante Redes Neuronales Artificiales (ANN) han mostrado altos desempeños para la detección

Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua

de la intención del movimiento. En este aspecto, Veer y Sharma obtuvieron una efectividad del algoritmo usado del 92.5 % para una clasificación de los movimientos del brazo superior realizado en señales EMG mediante ANN con Backpropagation (BPN) (Veer & Sharma, 2016). Con el mismo enfoque de ANN BPN, otro equipo de investigación (Tang et al., 2014) desarrolló un modelo de ángulo EMG para el reconocimiento de patrones y para que el exoesqueleto fuera adaptable a cada sujeto. En este trabajo se concluyó que el exoesqueleto podía ser controlado por la intención del movimiento del usuario en tiempo real y que era útil para aumentar el rendimiento del brazo con el control de la señal neurológica. Por otro lado, un trabajo diferente usando reconocimiento de patrones (Adewuyi, Hargrove, & Kuiken, 2016), indica que el sistema logra discriminar hasta 19 patrones diferentes de agarre manual y movimientos individuales de los dedos, con una precisión del 96 % para estudios sin amputaciones y un 85 % para estudios con amputaciones parciales en las manos.

Entre los numerosos enfoques en los que se aplica ANN para clasificar señales EMG, se pueden mencionar el trabajo de Ahsan y colaboradores para clasificar las señales EMG en función de sus características mediante el algoritmo de entrenamiento Levenberg-Marquardt (Ahsan, Ibrahimy, & Khalifa, 2011). En virtud de estas investigaciones, el algoritmo de reconocimiento de patrones mediante ANN es una de las técnicas más utilizadas para detectar el movimiento EMG (Yang et al., 2009).

Dentro del proyecto “Prototipo de Exoesqueleto usable en las extremidades inferiores, mediante la utilización de algoritmos de control adaptativos del Departamento de Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones (DEET), se desarrolló un método para la detección de la intención de movimiento basado en umbrales, del cual se obtuvo una sensibilidad superior al 85% para el detector de umbral doble estadístico (Farfán & Rojas, 2017).

Dentro de esta misma línea de investigación, este trabajo contempla la adquisición de una base de datos para EMG de sujetos con patologías en las extremidades inferiores, así como su respectivo análisis y procesamiento junto con la base de datos de sujetos sin patologías aparentes, usando ANN.

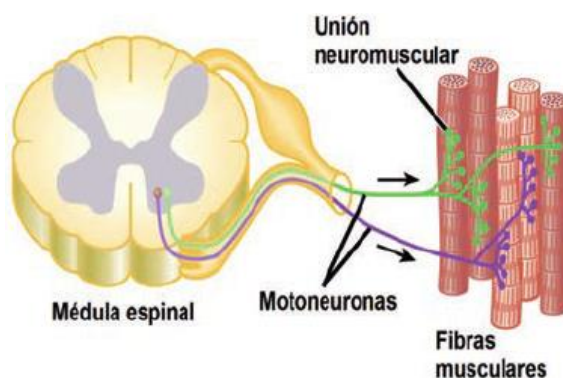
El objetivo de este trabajo de titulación es desarrollar un algoritmo capaz de detectar la intención del movimiento de señales EMG, basándose en la utilización de ANN con Reconocimiento de Patrones mediante el método Levenberg-Marquardt, con lo que se espera incrementar la base de datos existente para futuros estudios y desarrollos, mejorar el rendimiento obtenido por los autores (Farfán & Rojas, 2017) y finalmente brindar una valoración sobre el método empleado para la clasificación de EMG patológicos.

El resto de este reporte está organizado como sigue, en el siguiente capítulo comprende el marco teórico, presenta las bases fisiológicas de las EMG y las bases teóricas sobre ANN con el método de reconocimiento de patrones. El tercer capítulo presenta la metodología empleada, en el cuarto capítulo se presenta los resultados y posteriormente en el capítulo cinco se presenta la discusión de los mismos. Finalmente se exponen las conclusiones.

## CAPÍTULO 2

### 2. Marco teórico

La unidad funcional de contracción muscular es la unidad motora, conformada por una moto-neurona cuyo cuerpo celular se encuentra en la asta anterior de la materia gris medular, su axón y fibras musculares inervadas por el axón (Figura 2-1). Cuando el impulso nervioso que desciende por una rama del terminal del axón alcanza la placa terminal motora, se libera un transmisor, el cual excita la membrana muscular post-sináptica. Entonces se produce un potencial de acción que se transmite por la fibra muscular a través de la placa motora terminal hasta los tendones (Gowitzke & Milner, 1999).



*Figura 2-1 Unidad motora*

La señal mioeléctrica es la sumatoria temporal y espacial de todos los potenciales de acción de la unidad motora detectados utilizando electrodos. El electromiograma es el registro y amplificación de la señal mioeléctrica, en cambio, la electromiografía es el proceso de análisis, procesamiento y obtención de señales electromiográficas (Gowitzke & Milner, 1999).

La producción de movimientos voluntarios se basa fundamentalmente en la integración funcional de varias áreas corticales motoras, como la corteza motora primaria y los circuitos espinales. La electromiografía es un método usado para evaluar la actividad muscular en casos donde ocurren resultados anormales o patrones aberrantes en activación muscular (Cheung et al., 2009; Jali, Izzuddin, Bohari, Sulaima, & Sarkawi, 2014; Roh, Rymer, Perreault, Yoo, & Beer, 2012).

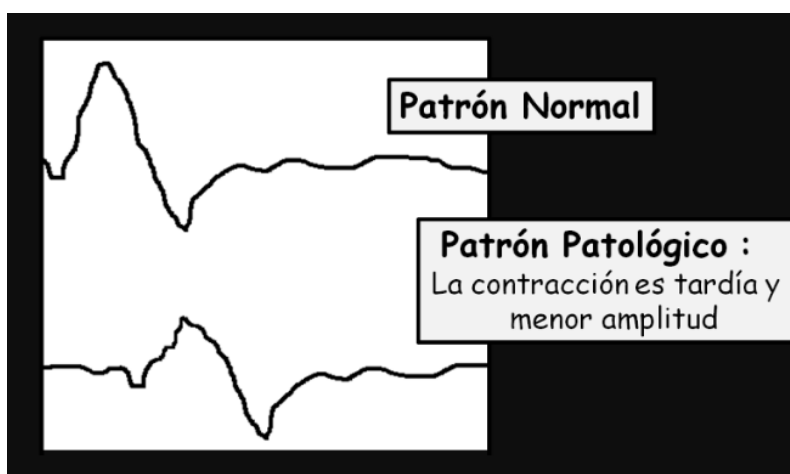
Nuestros movimientos diarios dependen completamente de la funcionalidad de nuestros sistemas complejos en el cuerpo. La afección o discapacidad de alguno de los sistemas en nuestro cuerpo reducirá nuestros movimientos físicos. El dispositivo de asistencia es una necesidad de rehabilitación como un

Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua



exoesqueleto. La funcionalidad del dispositivo de rehabilitación tiene que ser lo más parecido al movimiento físico del humano normal, de manera suave para no afectar al paciente. El funcionamiento del exoesqueleto depende de las contracciones musculares. Los estudios de señales EMG ayudan a aumentar la efectividad del dispositivo de rehabilitación mediante el análisis de la señal medida del músculo (Jali et al., 2014).

El dispositivo de rehabilitación es una herramienta usada para ayudar a realizar los movimientos de las actividades de la vida diaria de los pacientes que sufren de disminución en contracciones musculares y por lo tanto tienen movimientos limitados (Figura 2-2). Debe medirse y considerarse la capacidad de cada paciente para realizar tareas expuestas en los programas de rehabilitación. Dichos programas tienen que asegurar si las tareas causarán efectividad o daño en los pacientes (Ada, Dorsch, & Canning, 2006).



*Figura 2-2 Comparación del EMG normal vs EMG patológico*

## **2.1. Aplicaciones para la rehabilitación robótica**

Los pacientes que se pueden beneficiar de la rehabilitación o marcha asistida mediante exoesqueletos son principalmente aquellos que han sufrido: Accidente Cerebro-Vascular (ACV), Lesión de médula espinal (LME) o Parálisis cerebral atáxica. Estas patologías se describen a continuación:

### **2.1.1. Accidente cerebro-vascular (ACV)**

Accidente Cerebro-Vascular (ACV) es el término médico para un derrame cerebral. Un ACV es cuando el flujo de sangre de una parte del cerebro se detiene por bloqueo o ruptura de un vaso sanguíneo. Hay dos tipos de accidentes cerebrovasculares: ACV isquémico y hemorrágico. Ambos accidentes impiden

que llegue sangre y oxígeno a una parte del cerebro, produciendo la muerte de células cerebrales.

El ACV isquémico es el más común y ocurre cuando un coágulo de sangre bloquea un vaso sanguíneo y evita que la sangre y el oxígeno lleguen a una parte del cerebro. Ocurre de dos formas, ACV embólico si un coágulo se forma en otro lugar de su cuerpo y se aloja en un vaso sanguíneo del cerebro, y apoplejía trombótica cuando el coágulo se forma en un vaso sanguíneo dentro del cerebro. Las complicaciones comunes luego de un ACV son dificultad para hablar, comer, moverse o pensar. Esto se puede mejorar a largo plazo mediante terapias (Stroke, 2014).

### 2.1.2. Lesión de la médula espinal (LME)

LME es el daño en la médula espinal que causa daños temporales o permanentes en su función. Los síntomas pueden incluir pérdida de función muscular, sensación o función autónoma en las partes del cuerpo a las que sirve la médula espinal por debajo del nivel de la lesión. La lesión puede ocurrir a cualquier altura de la médula espinal y puede ser lesión completa, con pérdida total de la función muscular y sensibilidad, o incompleta, donde algunas señales nerviosas pueden viajar más allá del área lesionada de la médula. Las lesiones pueden ser cervicales 1–8 (C1–C8), torácicas 1–12 (T1–T12), lumbares 1–5 (L1–L5), o de tipo sacro (S1–S5) (Figura 2-3). El nivel de lesión de una persona se define como el nivel más bajo de sensación y función (Cifu & Lew, 2013).

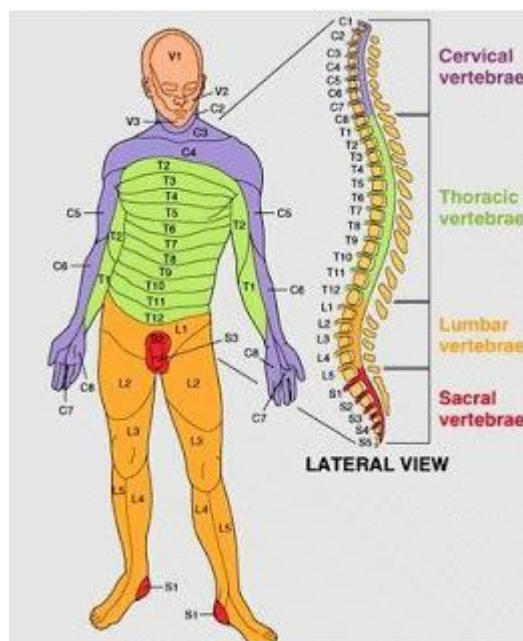


Figura 2-3 Secciones medulares e innervaciones

El diagnóstico a largo plazo puede ser la recuperación total o cuadriplejía. Las complicaciones pueden incluir atrofia muscular, úlceras por presión, infecciones

y problemas respiratorios. La mayoría de estos casos se ha dado debido a un trauma físico, como accidentes automovilísticos, caídas, accidentes laborales, pero también puede darse por causas sin traumas, como infección, flujo sanguíneo insuficiente y tumores (Sabapathy, Tharion, & Kumar, 2015).

### **2.1.3. Parálisis cerebral (PC)**

Se conoce como parálisis cerebral al grupo de desórdenes neurológicos que aparecen en la infancia. La PC es causada por un daño o anomalías dentro del cerebro que afecta la habilidad del cerebro de controlar el movimiento y mantener la postura y el balance.

En algunos casos la corteza cerebral motora no se ha desarrollado normalmente durante el crecimiento fetal, en otros, la enfermedad es el resultado de una lesión en el cerebro, antes, durante o después del nacimiento. El daño no se puede reparar y las discapacidades que resultan son permanentes.

Existen tres tipos de PC, la espástica, atáxica y discinética. La PC espástica es la más común, y el paciente tiene los músculos rígidos y movimientos poco manejables. La PC atáxica afecta al balance, percepción de profundidad, coordinación y marcha inestable. La PC discinética se caracteriza por retorcimientos lentos e incontrolables o movimientos espasmódicos de las manos, los pies, los brazos o las piernas (Neurological Disorders and Stroke, 2013).

## **2.2. El exoesqueleto**

La gran mayoría de exoesqueletos se diseñan para las extremidades inferiores, ya que éstas son más vulnerables a lesiones y es donde se soporta el peso del humano (Cardona et al., 2010). Uno de los primeros exoesqueletos que se tiene conocimiento es el Hardiman, muy pesado y de gran tamaño, con actuadores hidráulicos, necesitando de altos torques y velocidades, no fue adaptable al cuerpo humano. Por otra parte, un modelo de exoesqueleto aplicable es el BLEEX desarrollado en la Universidad de Berkeley, diseñado para cargar grandes pesos; también se tienen modelos para la rehabilitación, como es el caso del HAL, desarrollado y disponible a la venta por Cyberdyne y se puede apreciar en la Figura 2-4 (Hong et al., 2013).



*Figura 2-4 Exoesqueleto HAL en la rehabilitación*

El entrenamiento clínico de marcha con soporte para el peso del cuerpo, ya sea con asistencia del terapeuta o usando dispositivos robóticos como el Lokomat, cada vez se ha hecho más común para beneficios en la salud y rehabilitación (Figura 2-5). El Lokomat está conformado por una órtesis de marcha robótica y un sistema moderno para la descarga del peso corporal, suspendido sobre una cinta de caminata. Está dirigido a personas con lesión de médula espinal (LME), donde se ve afectada la habilidad locomotora (Wolff, Parker, Borisoff, Mortenson, & Mattie, 2014).



*Figura 2-5 Exoesqueleto Lokomat en la rehabilitación motora*

Además, el impacto en la movilidad después de la LME, se ve asociada con el alto riesgo de disminución, tanto en satisfacción como calidad de vida del sujeto. Para recuperar al paciente se necesita realizar un entrenamiento motor, pero el entrenamiento manual y convencional es muy agotador para el terapeuta, por tal motivo se han desarrollado dispositivos electromecánicos automáticos y robots de marcha asistida (Nam et al., 2017).

La interfaz humano-exoesqueleto es muy importante para una interacción segura y cómoda con dispositivos robóticos usables, teniendo diferentes tipos de interfaces desarrolladas. Como es el caso del BLEEX que no tiene sensores de señales musculares, pero utiliza información de sensores basados en fuerza y torque aplicados sobre el exoesqueleto. De manera similar el exoesqueleto Sarcos depende de sensores de fuerza en contacto con el humano en secciones particulares, como la planta del pie. Por otra parte, y en concordancia con el presente proyecto se tiene el exoesqueleto HAL, que utiliza electromiografía de superficie y los electrodos son colocados en la zona de la rodilla y debajo de la cadera. El uso de la electromiografía es de gran ventaja en la aplicación del exoesqueleto, porque hace posible predecir la intención de movimiento incluso si el músculo de la extremidad es demasiado débil (Hong et al., 2013).

El proyecto “Prototipo de Exoesqueleto usable en las extremidades inferiores, mediante la utilización de algoritmos de control adaptativos” es un prototipo de exoesqueleto con tres grados de libertad. El proyecto consta de baterías para brindar la energía al sistema, motores a pasos de alto torque para ayudar al movimiento de la pierna del sujeto, un sistema de procesamiento implementado sobre la plataforma Raspberry Pi para procesar la señal muscular medida y enviar señales de activación a los motores (Minchala, Astudillo, Vazquez, & Palacio, 2017).

### **2.3. Fases de la marcha humana**

En el complejo de la rodilla, los movimientos primarios son la flexión y extensión, en menor amplitud, la rotación externa e interna; éstos últimos ocurren en la articulación femorotibial (Pamela K. Levangie, 2005). En la Figura 2-6, se observa la fase de apoyo y balanceo durante la caminata normal junto a los movimientos del complejo de la rodilla

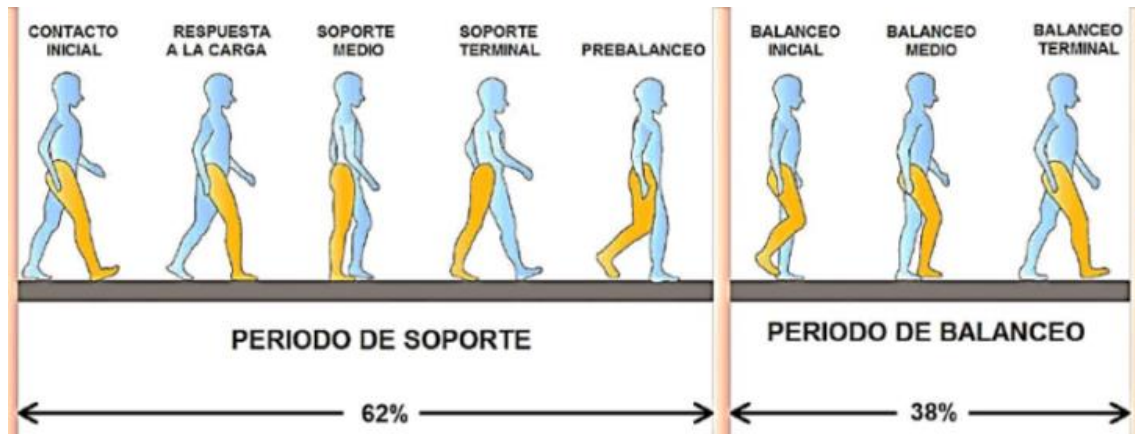


Figura 2-6 Fases de la marcha bípeda

1. **Flexores:** Están localizados en la parte posterior del muslo, dentro de este grupo se encuentran los isquiotibiales. Los isquiotibiales son un grupo muscular con inserción proximal en la pelvis e inserción distal en la tibia. Dentro de este grupo se encuentran los músculos semimembranoso, semitendinoso y la cabeza larga del bíceps femoral. Actúan esencialmente en la extensión de la cadera y flexión de la rodilla (Janet Travell, 2010).
2. **Extensores:** Están localizados en la parte anterior del muslo, dentro de este grupo se encuentran los cuádriceps. Los cuádriceps generan una fuerza cizallante anterior de la tibia sobre el fémur durante la extensión completa y una gran tensión sobre el ligamento cruzado anterior entre 20° a 60° de flexión de rodilla (Panesso, Trillos, & Tolosa Guzmán, 2008). Comprenden el recto anterior, el vasto interno y el vasto externo.
3. **Rotación externa:** En la rotación externa de la rodilla intervienen el bíceps femoral y el tensor de la fascia lata.
4. **Rotación interna:** En la rotación interna de la rodilla intervienen el músculo sartorio y el poplíteo.

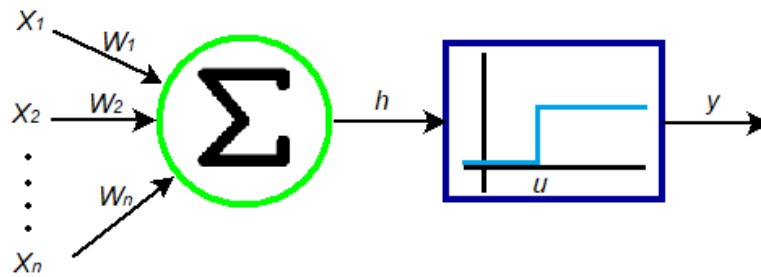
La descripción de los músculos antes mencionados se encuentra en el *Anexo A – Músculos Involucrados en la marcha*.

## 2.4. Redes neuronales

Se han realizado grandes avances en el desarrollo de sistemas inteligentes, algunos inspirados en redes neuronales biológicas. Investigadores de muchas disciplinas han diseñado redes neuronales artificiales (por sus siglas en inglés – ANN – Artificial Neuronal Networks) para resolver una variedad de problemas en



reconocimiento de patrones, predicción, optimización, memoria asociativa y control.



*Figura 2-7 Modelo de McCulloch-Pitts de una neurona*

McCulloch & Pitts, propusieron una unidad de umbral binario como modelo computacional para una neurona artificial, dicho modelo se aprecia en el diagrama de la Figura 2-7. Esta neurona matemática calcula el peso de la suma de sus  $n$  señales de entrada, y genera una salida de 1 si la suma sobrepasa el umbral  $u$ , de otra manera se tiene una salida de 0 como resultado (McCulloch & Pitts, 1943). De manera matemática como se expresa en la ecuación (2-1).

$$y = \theta \left( \sum_{j=1}^n w_j x_j - u \right) \quad (2-1)$$

Donde  $\theta$  es una función de escalón unitario en 0,  $w_j$  es el peso de la sinapsis asociado a la señal de entrada  $x_j$ . Los pesos positivos corresponden a sinapsis excitatorias, mientras que los pesos negativos a inhibitorias. Esta es una analogía simple con una neurona biológica: las ramas e interconexiones modelan los axones y dendritas, los pesos de las conexiones representan la sinapsis, y la función de umbral se asemeja a la función del soma. Cabe recalcar que el modelo de McCulloch-Pitts hace ciertas asunciones de simplificación que no reflejan el verdadero comportamiento de las neuronas biológicas (Jain, Mao, & Mohiuddin, 1996).

El modelo de McCulloch-Pitts ha sido generalizado y modificado levemente en varios aspectos, como el de las funciones de activación diferentes al escalón unitario, como lineal por partes, sigmoidea o gaussiana, como se puede apreciar respectivamente en las Figuras 2-8(a), 2-8(b), 2-8(c), 2-8(d).

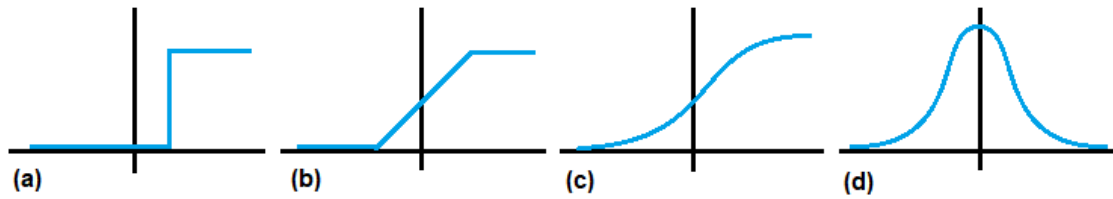


Figura 2-8 Tipos de funciones de activación: (a) umbral, (b) lineal por partes, (c) sigmoidea, (d) Gaussiana

#### 2.4.1. Arquitecturas de redes

La ANN se pueden ver como gráficos dirigidos ponderados en los cuales las neuronas artificiales son nodos y los bordes dirigidos (con pesos) son conexiones entre las salidas de neuronas y las entradas de neuronas. Basados en las arquitecturas de conexión las ANN se clasifican en dos grupos:

- Redes de prealimentación, donde los gráficos no tienen lazos o bucles. Son estáticas, ya que tienen una salida única para un conjunto de entradas, además no tienen memoria ya que no importa el estado anterior.
- Redes recurrentes, donde se tienen lazos debido a la realimentación. Son sistemas dinámicos, es decir si se tiene un nuevo patrón de entrada cambiará la salida, importa el estado anterior (Jain et al., 1996).

#### 2.4.2. Fase de entrenamiento o aprendizaje

La habilidad de aprender es un parámetro fundamental en la inteligencia artificial. El entrenamiento de la ANN se puede ver como el problema de actualizar la arquitectura de la red y los pesos de las conexiones para que se pueda realizar de manera eficiente una tarea específica. La red debe aprender los pesos de conexión de los patrones de entrenamiento introducidos. Además, no siguen reglas especificadas por expertos humanos, sino que aprenden reglas subyacentes de la colección dada de ejemplos representativos, lo cual se ve como una ventaja en comparación con los sistemas expertos tradicionales. Existen tres tipos de entrenamiento: aprendizaje supervisado, no supervisado e híbrido. En el supervisado la red tiene varios pares de patrones de entrenamiento de entradas asociadas a salidas (Jain et al., 1996).



### 2.4.2.1. Método de Levenberg-Marquardt

En este trabajo de titulación se usa el método de Levenberg-Marquardt (LM), debido a su eficiencia para la clasificación del EMG mono-canal respecto a varios métodos de entrenamiento (Ibrahmy, Rezwanul Ahsan, & Othman Omran Khalifa, 2013).

Asumiendo que  $F: R^n \rightarrow R^m$  es continuamente diferenciable, y considerando el problema de mínimos cuadrados no lineales de encontrar un minimizador local de la ecuación (2-2). Donde  $\varphi(x)$  es la suma de los datos, conjunto de  $m$  datos,  $f$  es el modelo de la curva,  $x$  son las variables dependientes e independientes.

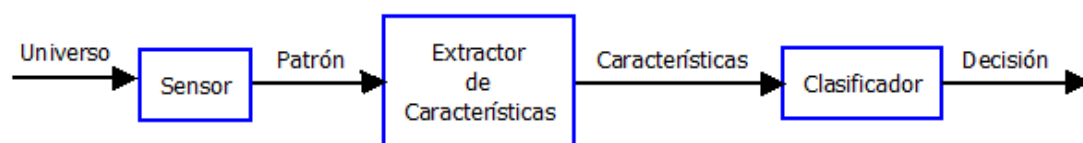
$$\varphi(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m f_i^2(x) = \frac{1}{2} \|F(x)\|^2 \quad (2-2)$$

Levenberg y Marquardt propusieron un algoritmo elegante para la solución numérica de la ecuación (2-2). El método de LM es un algoritmo usado para resolver problemas de mínimos cuadrados no lineales. Este método de ajuste de curvas es una combinación de dos métodos: descenso de gradiente y Gauss-Newton (GN). El descenso de gradiente y GN son algoritmos iterativos y usan una serie de cálculos para encontrar una solución. En el descenso del gradiente, en cada iteración la solución se actualiza al elegir valores que hacen que el valor del error sea más pequeño, además la suma de los errores al cuadrado se reduce moviéndose hacia la pendiente más grande. En cada iteración el método LM elige el descenso de gradiente o GN y actualiza la solución. La actualización iterativa depende del valor de un factor ( $\lambda$ ) de amortiguación no negativo que suaviza la curva, si  $\lambda$  es pequeño se realiza la actualización mediante GN, pero si  $\lambda$  es grande, entonces se aplica descenso de gradiente (Gavin, 2017).

### 2.4.3. Reconocimiento de patrones

El método de reconocimiento de patrones se refiere al descubrimiento automático de regularidades en un conjunto de datos usando algoritmos de computadora, en los cuales dichas regularidades son usadas para ejecutar acciones como la categorización o clasificación (Bishop, 2006).

Los patrones se obtienen partiendo de procesos de segmentar, extraer características y describir las partes de conforman dicho patrón. En la Figura 2-9 se presenta un diagrama funcional del reconocimiento de patrones. La red asigna a cada conjunto de datos características que los diferencian de los demás datos.



*Figura 2-9 Diagrama del reconocimiento de patrones*

## CAPÍTULO 3

### 3. Metodología

La metodología empleada se puede resumir en cuatro fases, como se muestra en la Figura 3-1: i) el registro de las bases de datos ii) las anotaciones de las señales EMG, ii) el pre-procesamiento de las señales EMG y iv) los experimentos con ANN. Cada una de estas etapas se describe a continuación.

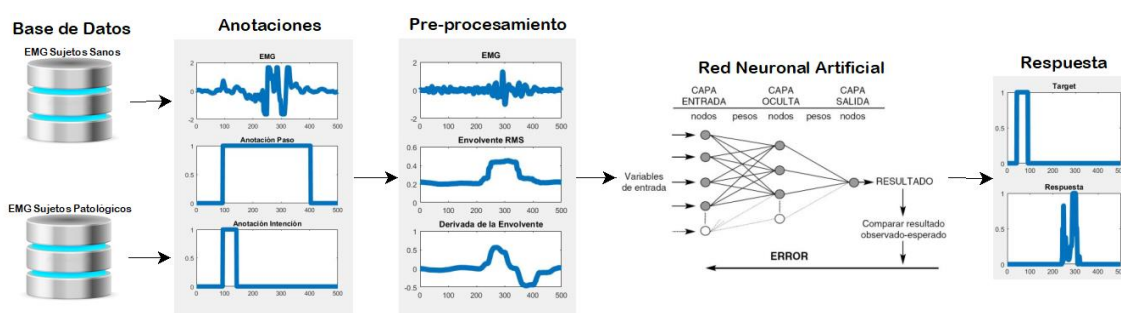


Figura 3-1 Diagrama de bloques del procesamiento del EMG

#### 3.1. Base de datos

Se utilizaron dos bases de datos de señales EMG. La primera base de datos de EMG fue previamente registrada de sujetos sanos y para la segunda base de datos se recolectaron señales EMG de sujetos con patologías en las extremidades inferiores.

##### 3.1.1. Base de datos de sujetos sin patologías

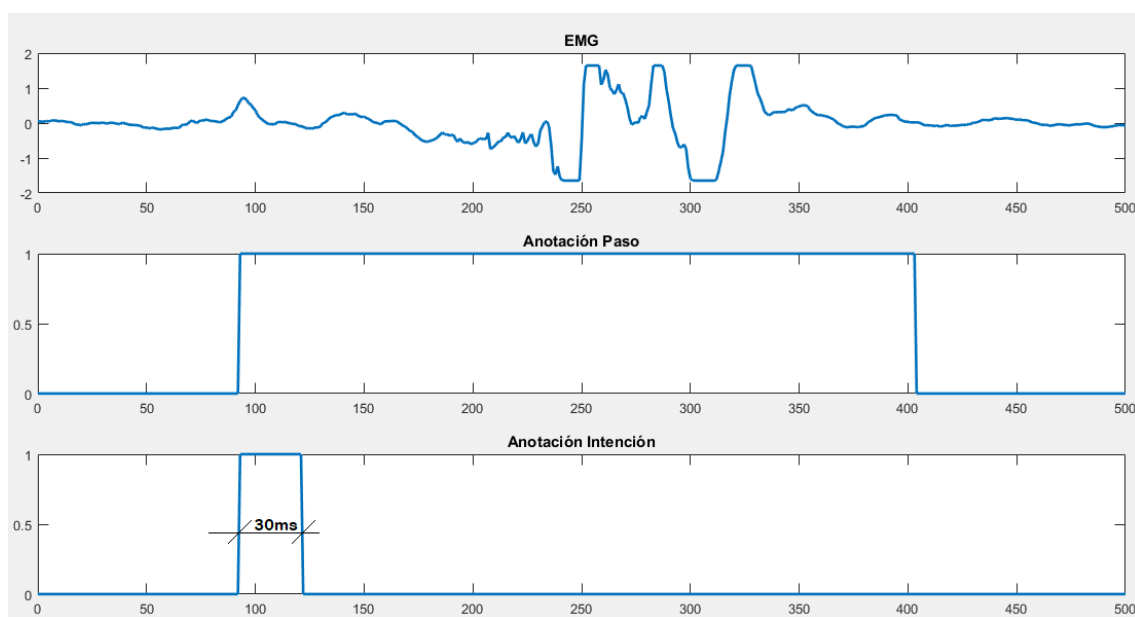
Se dispone de una base de datos previamente registrada sobre sujetos sin patologías aparentes en las extremidades inferiores, la cual consiste en 231 señales EMG correspondientes a 13 músculos de 21 sujetos, de los cuales 14 son del sexo masculino con una edad promedio ( $21.52 \pm 2.4$  años) (Farfán & Rojas, 2017). Dichas señales EMG corresponden a nueve músculos de la pierna izquierda: recto anterior, vasto interno, vasto externo, sartorio, bíceps crural, semitendinoso, semimembranoso; y cuatro músculos de la pierna derecha: recto anterior, vasto interno, vasto externo, bíceps crural.

### 3.1.2. Base de datos de sujetos con patologías

Para la adquisición de señales EMG se siguió el protocolo usado por Farfán y Rojas (Farfán & Rojas, 2017). Se registraron pacientes con las siguientes patologías; Accidente Cerebro-Vascular (ACV), parálisis cerebral (PC) y Trauma raquímedular (TRM).

### 3.2. Anotaciones EMG

Las anotaciones en el estudio de umbrales de (Farfán & Rojas, 2017) se refieren al ciclo completo del paso como se observa en la Figura 3-2. Para el estudio realizado en este trabajo de titulación es necesario limitar el tiempo de inicio de cada paso, ya que se desea obtener la intención del movimiento, más no el paso completo. (Micera, Vanozzi, Sabatini, & Dario, 2001) define un ancho mínimo de 30ms al inicio de cada paso como un indicador de inicio de movimiento, de esta manera la anotación de la intención movimiento corresponde a un ancho de 30ms desde el inicio de la anotación del paso la misma que fue realizada por un profesional.



*Figura 3-2 EMG, anotación del paso completo y anotación de la intención de movimiento*

### 3.3. Pre-procesamiento de la señal EMG

El pre-procesamiento de la señal es una fase de interpretación y

Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua

acondicionamiento de las EMG que consiste en cinco etapas: filtrado, parámetros temporales, normalización y rectificación, detección de envolvente y derivada de la envolvente:

### 3.3.1. Filtrado

Debido a la naturaleza de las señales eléctricas, éstas siempre están expuestas a ruido y señales parásitas, por lo tanto, las EMG atraviesan un filtro pasa-banda Butterworth en las frecuencias de 25 a 450 Hz para así obtener una versión filtrada de la señal EMG. Con esto se asegura que se eliminen ruidos existentes dentro del cable de adquisición, ruido del sistema (60 Hz) entre otros (Vera, Cardona, & Piedrahita, 2006).

### 3.3.2. Parámetros temporales

Los parámetros temporales nos brindan información sobre valores relevantes dentro de las EMG, por lo tanto, nos ayudan a interpretarlas y conocer sus características principales. Los parámetros temporales que se usan para caracterizar las señales EMG son los siguientes:

- **RMS:** el valor RMS se obtuvo como la raíz cuadrada del promedio de los cuadrados de todos los valores de la señal temporal filtrada.
- **SNR:** se refiere a la proporción de la potencia de la señal EMG con respecto a la potencia del ruido. Donde  $P_{EMG}$  es la potencia de la señal cuando hay activación muscular y  $P_{ruido}$  cuando no se tiene activación muscular y se la calcula mediante la ecuación (3-1).

$$SNR_{dB} = 10 \cdot (\log_{10} \frac{P_{EMG}}{P_{ruido}}) \quad (3-1)$$

- **VMA:** El valor medio absoluto (VMA) se obtuvo como el promedio del valor absoluto de la señal filtrada.
- **VMAD:** El valor medio absoluto de la diferencia (VMAD), difiere del VMA en que se suma el valor absoluto de la diferencia de dos muestras consecutivas de la señal previamente filtrada.
- **VAR:** El valor de la varianza (VAR) se obtiene como la diferencia entre cada muestra de la señal con su valor promedio al cuadrado.

### 3.3.3. Normalización/rectificación

La normalización permite que los valores EMG estén dentro del rango de 0 a 1, esto ayuda a obtener una variabilidad inter-temporal menor con lo cual las diferencias entre EMG para diferentes sujetos no se vea tan alterada y por tal motivo, esto simplificará la tarea de aprendizaje de las redes neuronales.

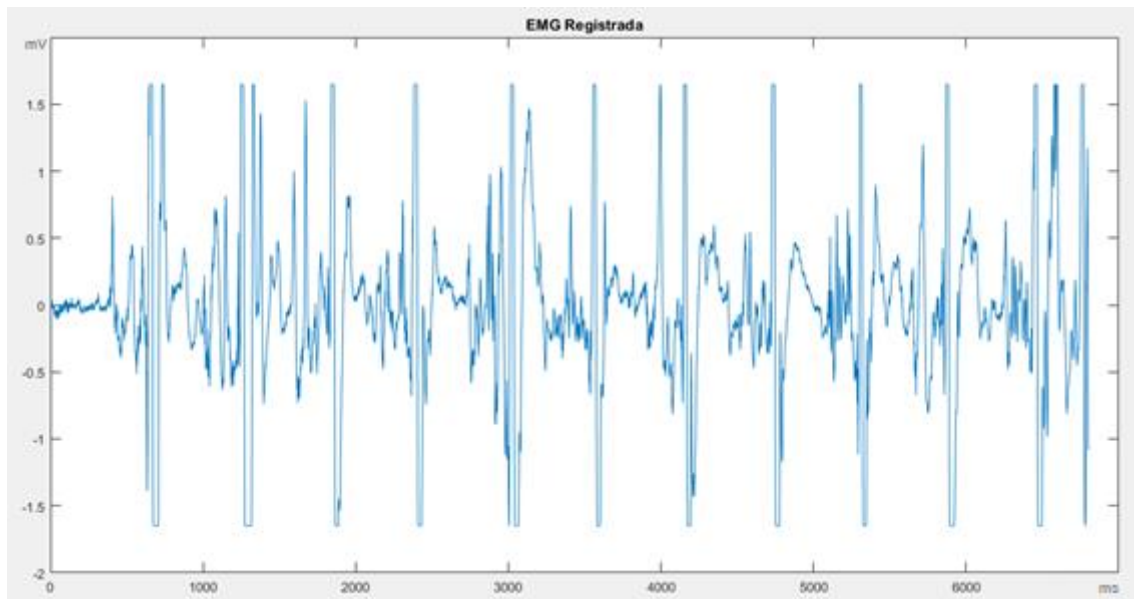
Para la normalización de EMG para las bases de datos mencionadas, se aplicó la ecuación (3-2), donde  $i$  corresponde a cada músculo dentro del estudio y  $j$  representará a cada sujeto dentro de las bases de datos.

$$EMG_{N_{ij}} = \left\| \frac{EMG_{S_{ijk}} - \overline{EMG_{S_{ij}}}}{\sigma EMG_{S_{ij}}} \right\| \quad (3-2)$$

donde,  $EMG_{N_{ij}}$  es la correspondiente EMG normalizada para el músculo  $i$  del sujeto  $j$ ,  $EMG_{S_{ijk}}$  representa un valor dentro de la EMG para el músculo  $i$  del sujeto  $j$ ,  $EMG_{S_{ij}}$  y  $\sigma EMG_{S_{ij}}$  corresponden a la media y desviación estándar para el EMG del músculo  $i$  y sujeto  $j$ .

### 3.3.4. Detección de la envolvente

Las bases de datos contienen las EMG, las mismas tienen datos altamente variables entre puntos cercanos con una forma accidentada poco definida debido a la procedencia de las señales tal como se observa en la Figura 3-3, debido a esto es necesario buscar una forma de “suavizar” la señal a fin de que brinden mayor información mediante una señal de baja frecuencia para el entrenamiento con redes neuronales posteriormente (Jarne, 2018).



*Figura 3-3 Señal EMG superficial registrada*

El proceso para “suavizar” esta señal se lo realiza mediante la envolvente RMS, para esto, se obtienen los valores superiores de la raíz media cuadrática utilizando una ventana móvil de un ancho  $w1$  determinado.

### 3.3.5. Derivada de la envolvente ( $w2$ )

Al entrenar redes neuronales artificiales, es indispensable brindar información propicia para que los resultados tengan un mínimo de error. En este aspecto, la derivada de una señal cualesquiera ( $w2$ ) nos brinda la información sobre el cambio de pendiente, así pueden presentarse pendientes positivas y negativas.

## 3.4. Red neuronal artificial

Debido a que las redes neuronales artificiales requieren de tres capas (entrada, oculta, salida), se debe escoger adecuadamente los datos para cada una de ellas. En esta investigación los datos de la capa de entrada corresponden a la envolvente RMS de la EMG y la derivada de la misma, en la capa oculta se establece un número  $N$  de neuronas y en la capa de salida, la correspondiente anotación de la intención de movimiento.

### 3.5. Experimentos

Se realizaron 5 experimentos, cuatro con la base de datos EMG sin patologías y el quinto experimento con las señales EMG patológicas.

- **Experimento 1:** para determinar el ancho óptimo  $w1$  para la envolvente RMS, se varió el ancho de la ventana iterativamente desde 50 ms hasta 200 ms con intervalos de 10 ms, luego mediante determinación visual de las envolventes entregadas con cada iteración, se realiza la interpretación profesionalmente, buscando la envolvente que brinde mayor información sobre la actividad muscular.
- **Experimento 2:** para  $w2$  se obtiene el ancho de la ventana para la derivada, variando iterativamente el ancho de la ventana desde los 40 ms hasta los 80 ms con intervalos de 10 ms. De forma similar, se analiza de manera visual las derivadas entregadas con cada iteración, luego se elige la derivada que brinde mayor información sobre el cambio de pendiente de acuerdo a la envolvente y la señal en bruto.
- **Experimento 3:** número de neuronas ( $N$ ), es el número de neuronas más eficiente encontrado que permita un entrenamiento de ANN con mejores resultados (Arsham, s. f.). Para lo cual, el valor óptimo para  $N$  se lo obtiene variando el número de neuronas de la capa oculta, desde los 20 hasta las 120 neuronas con intervalos de 10 neuronas, esto significó reentrenar la red cada vez con cada número de neuronas y finalmente determinar la mejor analizando la matriz de confusión entregada por cada iteración, para lo cual, las señales EMG se dividieron aleatoriamente en los siguientes conjuntos: el 70% de las señales para entrenamiento, 15% para validación y 15% para evaluación.
- **Experimento 4:** determinados los anchos  $w1$ ,  $w2$  y el número de neuronas  $N$  en la capa oculta, se realizó un entrenamiento de una red neuronal por cada músculo de la base de datos de EMG sin patologías. Se realizaron 10 entrenamientos por cada músculo y se compararon los resultados de cada una, seleccionando la red de mayor porcentaje de precisión o desempeño global (ACC).
- **Experimento 5:** se replica el experimento 4, usando los valores de  $w1$ ,  $w2$  y  $N$  obtenidos en los experimentos 1,2 y 3 sobre la base de datos de sujetos con patologías en las extremidades inferiores.



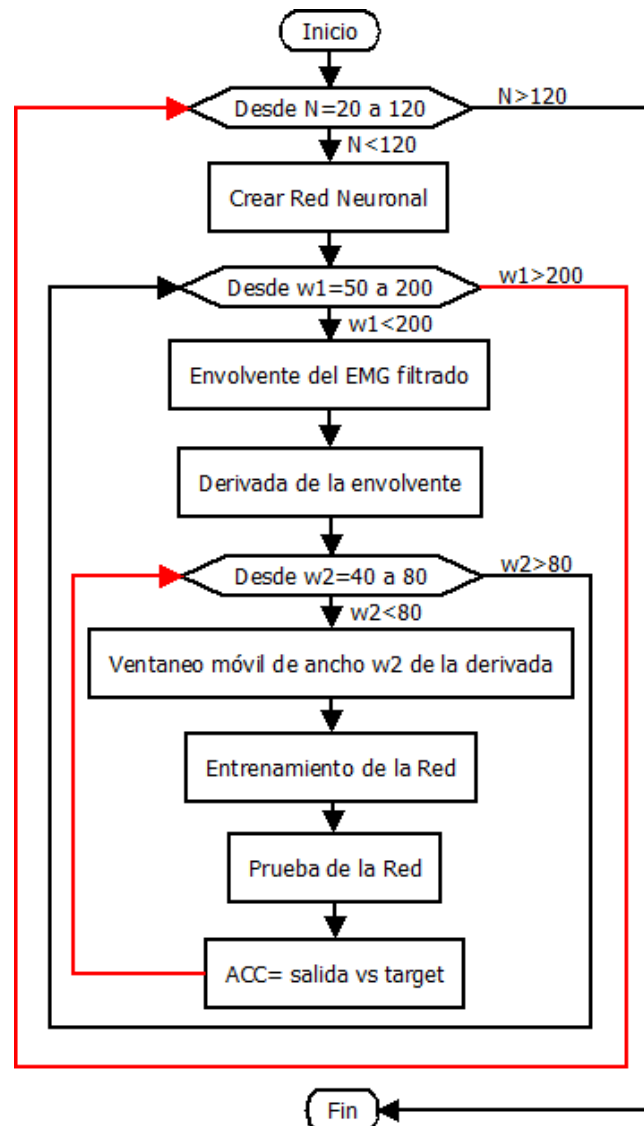


Figura 3-4 Algoritmo utilizado para obtener el número óptimo de neuronas  $N$ , el ancho de la envolvente RMS  $w1$ , y el ancho de la ventana  $w2$  del promediado móvil de la derivada.

La optimización lineal sirve para determinar cuál respuesta brinda una mejor solución a un problema, con esto se logra minimizar el error, minimizar costos, tiempo computacional y por ende una mejora en el rendimiento de la red neuronal artificial. Debido a esto, se realizó una optimización lineal para  $w1$ ,  $w2$  y  $N$  como se indica en la Figura 3-4.

Adicionalmente para evaluar los resultados del **Experimento 5**, se estimó la intención de movimiento usando el método de Umbral Doble Estadístico usado por Farfán y Rojas (Rojas, Wong, Minchala, & Farfán, 2018).

### 3.6. Desempeño de la ANN

Para evaluar el rendimiento de los 5, se usaron como medidas de desempeño, la sensibilidad (ecuación 3-3), la especificidad (ecuación 3-4), el desempeño global (ecuación 3-5) y el tiempo de retardo (ecuación 3-6).

Definamos TP, TN, FP y FN, como sigue:

- **TP:** Verdaderos Positivos (TP, del inglés True Positives) representan los valores detectados correctamente como 1 cuando la anotación profesional es 1.
- **TN:** Verdaderos Negativos (TN, del inglés True Negatives) representan los valores detectados correctamente como 0 cuando la anotación profesional es 0.
- **FP:** Falsos Positivos (FP, del inglés False Positives) representan los valores detectados incorrectamente como 1 cuando la anotación profesional es 0.
- **FN:** Falsos Negativos (FN, del inglés False Negatives) representan los valores detectados incorrectamente como 0 cuando la anotación profesional es 1.

Entonces las medidas de desempeño se definen a continuación:

- ⌘ **Sensibilidad:** El valor de la Sensibilidad (SEN) en las evaluaciones punto a punto se determina mediante la ecuación (3-3). La sensibilidad caracteriza la capacidad de la ANN para detectar la intención de paso correctamente.

$$SEN = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3-3)$$

- ⌘ **Especificidad:** El valor de la Especificidad (ESP) en las evaluaciones punto a punto se determina mediante la ecuación (3-4). La especificidad caracteriza la capacidad de la ANN para detectar correctamente la ausencia de la intención de paso.

$$ESP = \frac{TN}{FP + TN} \quad (3-4)$$

- ⌘ **Desempeño Global:** El Desempeño Global (ACC, del inglés Accuracy) en las evaluaciones punto a punto se determina mediante la ecuación (3-

5). Determina la capacidad de la ANN para detectar correctamente el paso y ausencia de paso (Sonego, Kocsor, & Pongor, 2008).

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3-5)$$

- ⌘ **Tiempo de Retardo:** Con sus siglas (Td), expresa el retardo que hay entre el tiempo de inicio de la anotación del paso y el tiempo de inicio de la detección del paso, ya sea mediante ANN o umbrales.

$$Td = (Inicio\ detección) - (Inicio\ anotación) \quad (3-6)$$

- ⌘ **Evaluación punto a punto:** En esta evaluación, cada muestra perteneciente a la respuesta de la ANN es comparada con cada una de las muestras correspondientes en tiempo de la anotación profesional de la intención de movimiento.
- ⌘ **Evaluación por eventos:** Se define como evento la intención del movimiento, en esta evaluación se compara cada detección correcta de la ANN con la anotación profesional, es decir, si la ANN detectó una intención con unos pocos mili-segundos antes o después de la anotación profesional, esto considera una detección positiva. Por el contrario, en la evaluación punto a punto, las muestras adelantadas o retrasadas no representan una detección positiva.

## CAPÍTULO 4

### 4. Resultados

#### 4.1. Base de datos

El registro de la base de datos para sujetos con patologías en las extremidades inferiores se llevó a cabo conjuntamente con profesionales del área de rehabilitación de la Facultad de Terapia Física de la Universidad de Cuenca.

En esta base de datos participaron seis pacientes (4 hombres), edad ( $42.83 \pm 10.51$ ) con diferentes patologías, las cuales representan disminución de la capacidad motora en las extremidades inferiores.

La base de datos consta de un total de 78 señales EMG registradas. Dichas señales EMG corresponden a los siguientes músculos de la pierna izquierda: recto anterior, vasto interno, vasto externo, sartorio, bíceps crural, semitendinoso, semimembranoso, tensor de la fascia lata y poplíteo; y cuatro músculos de la extremidad inferior derecha: recto anterior, vasto interno, vasto externo y bíceps crural.

A continuación, se describe brevemente cada uno de los pacientes y sus patologías:

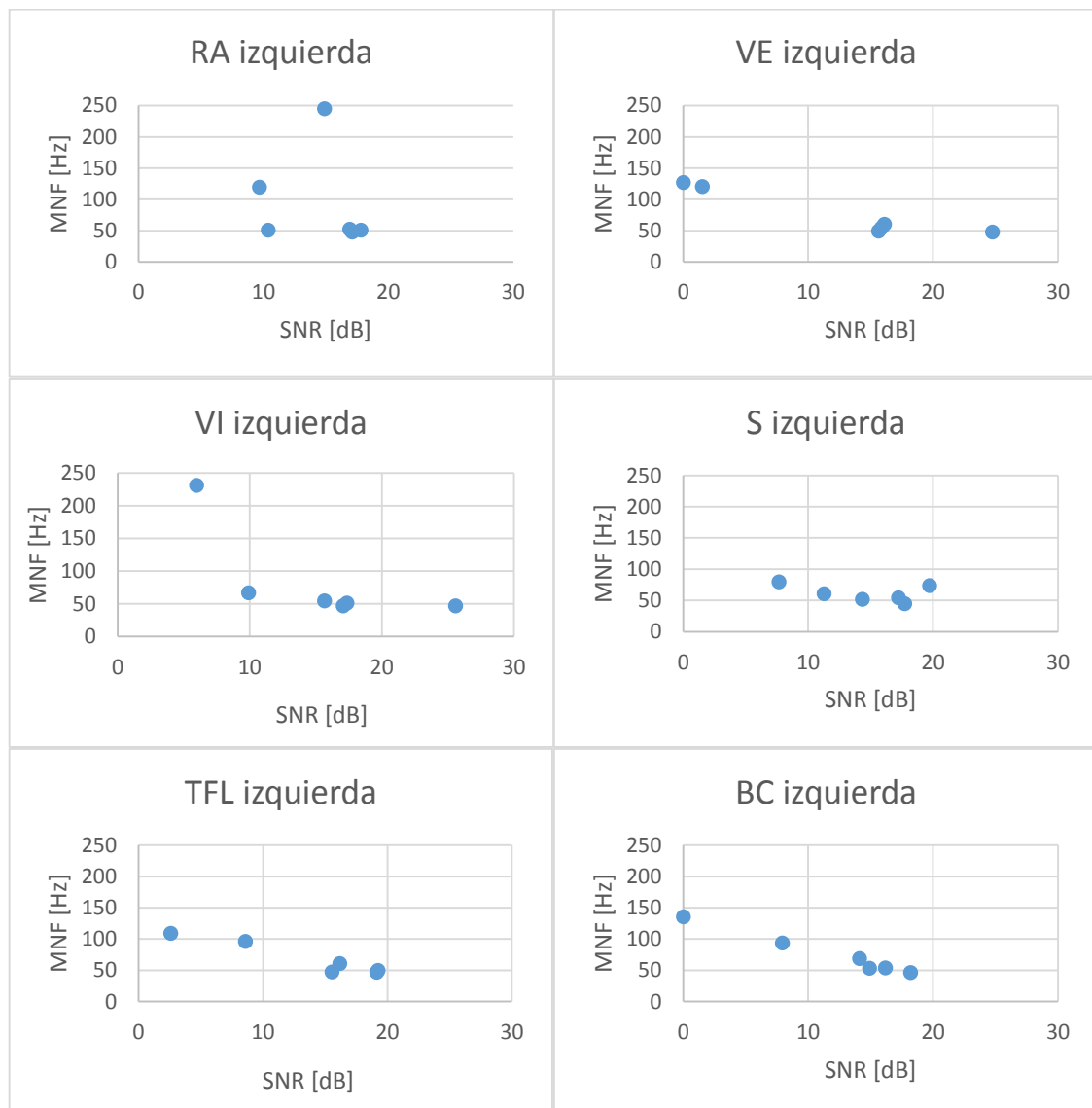
- **Paciente 1:** sexo femenino, 24 años de edad, estudiante con parálisis cerebral atáxica provocada al momento de su nacimiento por el sufrimiento fetal, debido a lo delicado de la situación, el parto fue realizado en domicilio y fue la primogénita.
- **Paciente 2:** sexo masculino, 56 años de edad, presenta un déficit motor provocado por ACV Isquémica, sin antecedentes de déficit cognitivo.
- **Paciente 3:** sexo masculino, 47 años de edad, presenta un diagnóstico trauma-raquimedular L1, con fractura de cuerpo vertebral a causa de un accidente en el cual el sujeto fue aplastado por un objeto pesado. Trabajaba como mecánico y se necesitó de intervención quirúrgica debido al accidente. Producto del mismo, no tenía sensibilidad alguna en la pierna izquierda y actualmente usa una sonda vesical.
- **Paciente 4:** sexo masculino, 45 años de edad, presenta un diagnóstico trauma-raquimedular T10 provocado en un accidente laboral en el cuál el sujeto cayó de una altura de 3 metros al realizar sus labores como constructor, producto del mismo, tiene ausencia de sensibilidad en las extremidades inferiores desde la altura de la rodilla hasta los pies y actualmente usa una sonda vesical.
- **Paciente 5:** sexo femenino, 50 años de edad, presenta un trauma-raquimedular T10 como resultado de un accidente de tránsito del cual necesitó rápida intervención quirúrgica. Este sujeto dedicaba sus actividades completamente al hogar.

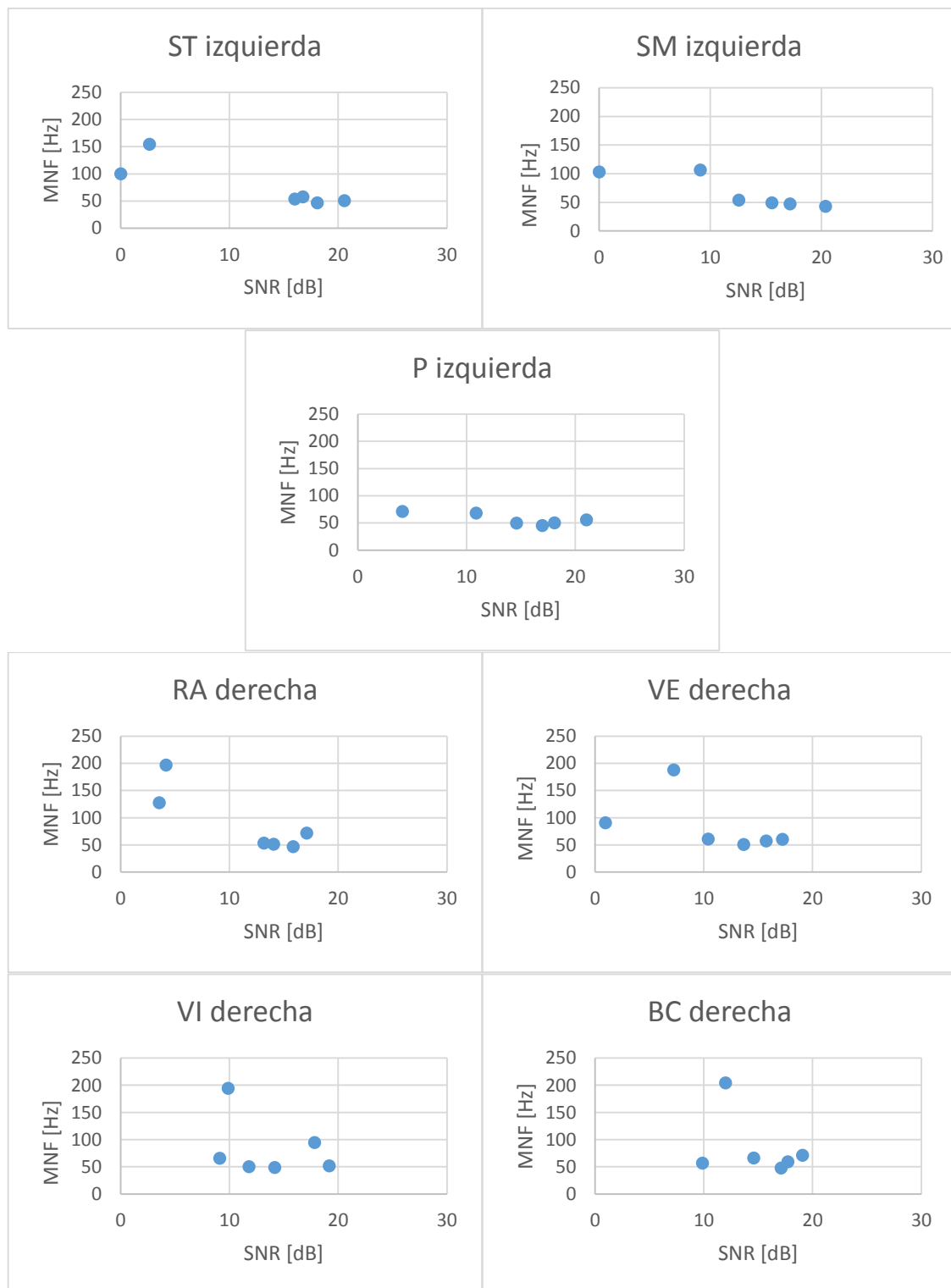
Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua

- **Paciente 6:** sexo masculino, 35 años de edad, es médico, tras un accidente que requirió de intervención quirúrgica, presenta una hemiparesia de predominio branquial.

## 4.2. Parámetros temporales

En la Figura 4-1 se muestran los parámetros temporales calculados para los trece músculos de los seis sujetos con patologías, contrastando la Frecuencia Media (MNF) con el SNR.





*Figura 4-1 MNF vs SNR en sujetos con patologías*

Según Farfán y Rojas el SNR mínimo deseable en las señales sEMG es 10.11dB para determinar un MNF válido (Farfán & Rojas, 2017). En la tabla 4-1 sólo se consideran los mayores a dicho umbral.

Comparando promedios de parámetros temporales de las señales de todos los sujetos patológicos y de las señales que superan el umbral de SNR deseable, la Tabla 4-3 y la Tabla 4-1 respectivamente, se observa que los promedios de MNF varían en un rango de 18 Hz aproximadamente. Al observar los gráficos de la Figura 4-1 se aprecia la dispersión que tienen las señales de cada músculo y que las señales con SNR muy bajo tienen tendencia a un MNF alto, lo cual introduce apreciaciones en promedios irreales cuando no se validan las señales.

*Tabla 4-1 MNF, RMS y SNR promedio de las señales con SNR mayor a 10.11dB*

Músculo	Pierna	MNFu	RMS	SNR	MNFu (RyF)
Recto Anterior	Izquierda	89,44 ± 77,81	0,39 ± 0,09	16,06±2,70	66,60 ± 39,07
Vasto Externo	Izquierda	53,09 ± 4,87	0,38 ± 0,1	20,15±3,84	65,03 ± 24,85
Vasto Interno	Izquierda	49,62 ± 3,21	0,38 ± 0,1	21,00±3,91	56,08 ± 19,79
Sartorio	Izquierda	56,8 ± 9,72	0,29 ± 0,21	16,92±2,94	60,20 ± 10,73
Tensor de la Fascia Lata	Izquierda	51,11 ± 5,76	0,35 ± 0,2	17,83±1,68	64,28 ± 25,25
Bíceps Crural	Izquierda	55,43 ± 8,23	0,25 ± 0,15	16,13±1,54	73,15 ± 41,28
Semitendinoso	Izquierda	52,42 ± 3,96	0,37 ± 0,14	18,21±1,73	74,59 ± 41,70
Semimembranoso	Izquierda	48,58 ± 3,91	0,37 ± 0,14	17,29±2,81	66,21 ± 35,35
Poplíteo	Izquierda	53,82 ± 7,83	0,24 ± 0,1	17,49±3,41	61,59 ± 21,53
Recto Anterior	Derecha	56,02 ± 9,54	0,27 ± 0,13	15,31±1,53	
Vasto Externo	Derecha	57,39 ± 4,15	0,34 ± 0,06	14,93±2,57	
Vasto Interno	Derecha	61,25 ± 19,21	0,4 ± 0,06	16,63±2,92	
Bíceps Crural	Derecha	89,51 ± 57,8	0,2 ± 0,13	16,74±2,52	
PROMEDIO		59,57 ± 13,16	0,32 ± 0,06	17,28±1,67	

El número de registros útiles corresponde al 71.79 % del total de registros de los 6 sujetos, registros que tienen un SNR satisfactorio.

En la literatura no se encontraron reportes del MNF para el Poplíteo, a excepción de los valores reseñados por Rojas y Farfán (Farfán & Rojas, 2017) (Tabla 4-2). Los valores de parámetros temporales de cada paciente pueden ser consultados en el anexo B – Parámetros temporales de sujetos patológicos.

*Tabla 4-2 Métodos y valores de frecuencia media reportados en la literatura*

Referencia	Métodos de Procesamiento	Actividad	Sujetos	Distancia o número de pasos	Tiempo de registro	Músculos (Hz)							
						RA	VI	VE	S	TFL	BC	ST	SM
(Bilodeau, Schindler-Ivens, Williams, Chandran, & Sharma, 2003)	RMS, FFT, MF, MPF	Contracciones de rampa isométricas	14	-	58 seg	66	75	70	-	-	-	-	-
(Karlsson & Gerdle, 2001)	RMS, CWT, STMNF	Contracción gradual creciente hasta el 100% MVC	21	-	10 seg	61.90	63.54	65.17	-	-	-	-	-
(Knaflitz & Bonato, 1999)	MNF, IMNF	Flexión y extensión repetida ejerciendo fuerza contra la resistencia ofrecida por un aparato isocinético	-	-	3 min	89	62	79	-	-	78	-	-
(B. Gerdle, Henriksson-Larsén, Lorentzon, & Wretling, 1991)	PSDF, FFT, MPF, RMS	Extensión de la rodilla submáxima estática	10	-	15 seg	80	70	68	-	-	-	-	-
(B. Gerdle & Karlsson, 1994)	FFT, meanF	Pruebas de resistencia de los extensores de la rodilla en 3 niveles de torque	14	3 a 4 contracciones	-	62	69	67	-	-	-	-	-
(Nanthavanij & Deivanayagam, 1989)	MPF, MF	Empuje isométrico de la pierna derecha hacia adelante contra una barra	12	-	40 seg	68	70	69	-	-	-	-	-
(Kaur, Mathur, Bhatia, & Verma, 2015)	MDF, RMS	Caminata rápida y normal	10	10 metros	-	110	-	-	-	-	70	-	-
(Go, Coleman-Wood, & Kaufman, 2014)	MdPF, PSD	Caminatas a velocidades establecidas	10	-	5 ± 2 seg	72	-	-	-	-	79	76	76
(Opar, Williams, Timmins, Dear, & Shield, 2013)	Frecuencia de potencia media	Contracciones de los flexores y extensores de la rodilla	15	3 contracciones	-	-	-	-	-	-	62.71	69.44	69.44
(Björn Gerdle, Karlsson, Crenshaw, Elert, & Fridén, 2000)	FFT, MNF	Extensión estática de la rodilla	20	-	127 seg	71	-	71	-	-	-	-	-
(S Shourijeh, Smale, Potvin, & Benoit, 2016)	IMNF, CWT, STFT, MnF	Sentadillas con ambas piernas	9	-	35 sentadillas/min	130	135	122	-	122	128	125	-
(Farfán & Rojas, 2017)	FFT, MNF	Caminata pausada coordinada en base a una secuencia de tonos	21	10 a 11 pasos	58 ± 3 seg	66.6	65.03	56.08	60.2	64.28	73.15	74.59	66.21
Este estudio	FFT, MNF	Caminata pausada coordinada en base a una secuencia de tonos	6	10 a 11 pasos	56 ± 3 seg	89.44	53.09	49.62	56.8	51.11	55.43	52.42	48.58



*Tabla 4-3 Promedio de parámetros temporales de todos los sujetos patológicos por músculo*

Músculo	Pierna	MNF	RMS	SNR	MNF (RojasyF)
Recto Anterior	Izquierda	94,49 ± 71,92	0,33 ± 0,16	15,46	74,13±41,29
Vasto Externo	Izquierda	76,62 ± 33,57	0,28 ± 0,17	18,41	84,00±49,62
Vasto Interno	Izquierda	82,61 ± 66,52	0,3 ± 0,15	19,35	67,08±33,00
Sartorio	Izquierda	60,61 ± 12,31	0,26 ± 0,2	16,23	58,88±12,00
Tensor de la Fascia Lata	Izquierda	68,24 ± 24,96	0,26 ± 0,22	16,23	88,90±53,95
Bíceps Crural	Izquierda	75,12 ± 31,1	0,2 ± 0,16	14,56	73,62±40,30
Semitendinoso	Izquierda	77,38 ± 38,75	0,26 ± 0,19	16,50	77,07±47,23
Semimembranoso	Izquierda	67,35 ± 26,75	0,27 ± 0,18	15,71	75,02±44,76
Poplíteo	Izquierda	56,69 ± 9,6	0,2 ± 0,13	16,74	71,25±35,54
Recto Anterior	Derecha	91,47 ± 54,54	0,2 ± 0,15	13,70	
Vasto Externo	Derecha	84,74 ± 47,85	0,25 ± 0,14	13,39	
Vasto Interno	Derecha	84,19 ± 51,71	0,32 ± 0,13	15,27	
Bíceps Crural	Derecha	84,05 ± 54,16	0,21 ± 0,13	16,12	
PROMEDIO		77,2 ± 10,96	0,26 ± 0,04	16,28	

La diferencia en los MNF registrados y de la literatura está principalmente en los métodos de cálculo que se emplea y el equipo de adquisición (Tabla 4-2). El valor de MNF inferior a los otros métodos se debe a la caminata pausada que no demanda el mismo esfuerzo que una caminata continua y con esfuerzos altos.

#### 4.3. Resultados de los experimentos 1 ,2 y 3

Para **w1** se optó por el menor ancho de ventana posible con mayor efectividad, obteniendo un ancho de ventana para la envolvente RMS de 100ms.

Para **w2** se comprobó que el ancho de ventana para la derivada brinda mejores resultados con 60 ms. Esto fue constatado tanto con el entrenamiento (matriz de confusión) y corroborado mediante la observación visual sobre el cambio de pendiente de la derivada de las señales.

El mejor desempeño de la red entrenada se obtuvo utilizando **N** = 80 neuronas en la capa oculta.

#### 4.4. Resultados experimento 4

Desempeño de la red neuronal para 21 sujetos sin patología aparente:

A continuación, se presenta el desempeño de la red neuronal por puntos así como el desempeño por eventos, tabla 4-4 y tabla 4-5 respectivamente, esto para evaluar el método en dos escenarios distintos.

*Tabla 4-4 Desempeño de la red neuronal por puntos para sujetos sin patologías*

Músculo	Pierna	Sens. [%]	Esp. [%]	Acc[%]	Td[ms]
Recto Anterior	Izquierda	65.5±1.5	91.9±0.1	90.69±0.08	-5.88±18.08
Vasto Externo	Izquierda	64.9±1.4	92.9±0.15	91.37±0.1	-19.9±12.9
Vasto Interno	Izquierda	68.66±0.75	94.56±0.26	92.5±0.1	-2.34±21.5
Sartorio	Izquierda	64.12±1.8	92.41±0.15	90.83±0.22	-37.31±9.86
Tensor de la Fascia Lata	Izquierda	65.56±1.62	93.22±0.2	90.91±0.18	-4.25±22.7
Bíceps Crural	Izquierda	66.97±5.43	93.35±0.22	91.46±0.21	-20.31±6.75
Semitendinoso	Izquierda	62.81±0.94	93.31±0.15	90.8±0.18	-15.56±31.62
Semimembranoso	Izquierda	66.7±3.38	93.42±0.17	91.49±0.21	-4±14.03
Poplíteo	Izquierda	67.46±1.41	92.03±0.13	91.13±0.29	1.12±14.27
Recto Anterior	Derecha	71.7±0.95	90.51±0.08	89.8±0.06	-30.33±33.38
Vasto Externo	Derecha	63.45±1.83	91.79±0.13	90.31±0.1	-4.66±13.41
Vasto Interno	Derecha	67.8±3.22	91.92±0.2	90.53±0.25	-14.5±17.62
Bíceps Crural	Derecha	68.7±1.12	91.57±0.1	90.61±0.08	-4.16±14.35
<b>Promedio:</b>		92.53±1.01	66.49±2.36	90.96±0.63	-12.6±10

*Tabla 4-5 Desempeño de la red neuronal por eventos para sujetos sin patologías*

Músculo	Pierna	# Pasos	% Detección
Recto Anterior	Izquierda	229	90.39
Vasto Externo	Izquierda	229	89.95
Vasto Interno	Izquierda	229	93.44
Sartorio	Izquierda	231	93.07
Tensor de la Fascia Lata	Izquierda	231	92.64
Bíceps Crural	Izquierda	230	89.13
Semitendinoso	Izquierda	231	90.04
Semimembranoso	Izquierda	231	91.34
Poplíteo	Izquierda	231	91.34
Recto Anterior	Derecha	231	90.90
Vasto Externo	Derecha	230	90.43
Vasto Interno	Derecha	231	90.04
Bíceps Crural	Derecha	231	87.87
<b>Total:</b>		2995	90.81 ± 1.51

#### 4.4.1. Matriz de confusión

Tabla 4-6 Matriz de confusión por eventos, sujetos sin patologías

	Intención detectada en el EMG		
Anotación	TP= 2720	FP= 275	SEN= 98,4%
	FN= 44	TN= 3190	ESP= 92,06%
			ACC= 94,88%

La Tabla 4-6 muestra la matriz de confusión por eventos en sujetos sin patologías. El desempeño de la red en este caso es mucho más alto que punto a punto. Indica que 9 de 10 pasos pueden ser correctamente detectados.

Los resultados del Experimento 4 fueron publicados en el artículo “Lower limbs motion intention detection by using pattern recognition” (Astudillo, Charry, Minchala, & Wong, 2018)

#### 4.5. Resultados experimento 5

Desempeño de la red neuronal para pacientes con patologías:

A continuación, se presenta el desempeño de la red neuronal por puntos así como el desempeño por eventos, tabla 4-7 y tabla 4-8 respectivamente, las tablas tienen columnas donde se evalúan 6 pacientes y 5 pacientes, debido a que un paciente registró la mayoría de sus señales con un SNR muy bajo y sus señales tenían valores anómalos. Se aprecia claramente la diferencia en el desempeño global, mejora al utilizar los 5 pacientes.

Tabla 4-7 Desempeño de la red neuronal por puntos para los pacientes

Músculo	Pierna	6 Pacientes	5 Pacientes
		ACC/ANN	ACC/ANN
Recto Anterior	Izquierda	88.42	93.1
Vasto Externo	Izquierda	85.18	93
Vasto Interno	Izquierda	91.17	94.1
Sartorio	Izquierda	94.07	93.4
Tensor de la Fascia Lata	Izquierda	92.03	93.9

Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua

Bíceps Crural	Izquierda	90.99	93.9
Semitendinoso	Izquierda	96.06	93.8
Semimembranoso	Izquierda	85.5	92.1
Poplíteo	Izquierda	92.12	93.1
Recto Anterior	Derecha	94.94	92.3
Vasto Externo	Derecha	85.93	92.2
Vasto Interno	Derecha	89.62	92.7
Bíceps Crural	Derecha	92.91	93.3
Total		92.57 ± 0.48	93.14 ± 0.65

*Tabla 4-8 Desempeño de la red neuronal por eventos para los pacientes*

Músculo	Pierna	6 Pacientes		5 Pacientes	
		ACC/ANN	Td (ms)	ACC/ANN	Td (ms)
Recto Anterior	Izquierda	90.27	11.33±30.6	91.37	19.66±25.75
Vasto Externo	Izquierda	94.44	14.66±10.93	96.61	14.66±10.93
Vasto Interno	Izquierda	98.53	41.16±57.28	98.21	41.16±57.28
Sartorio	Izquierda	87.5	44.83±76.12	91.37	44.83±76.12
Tensor de la Fascia Lata	Izquierda	87.67	19.16±24.06	94.73	19.16±24.06
Bíceps Crural	Izquierda	68.11	32.5±48.63	71.92	8.5±24.77
Semitendinoso	Izquierda	86.48	62.33±93.29	98.36	44.83±76.12
Semimembranoso	Izquierda	94.44	33.66±26.71	78.68	33.66±26.71
Poplíteo	Izquierda	83.09	45.16±54.74	98.27	16.5±22.37
Recto Anterior	Derecha	80.28	26.15±17.01	83.05	59±78.64
Vasto Externo	Derecha	89.85	15.66±11.44	94.73	0.33±28.85
Vasto Interno	Derecha	90.27	17.5±27.73	89.83	50.33±52.48
Bíceps Crural	Derecha	97.18	22.83±17.01	98.27	33.66±50.36
Total		88.32 ± 7.70	29.47±16.07	91.19 ± 8.09	31.06±18.89

#### 4.6. Método de umbral doble estadístico

A continuación, se utilizó el método de umbrales aplicados a sujetos con patologías, con el fin de comparar con el desempeño de las redes neuronales. Así como en las redes neuronales, se realizó la evaluación del método punto a punto y por eventos, se muestra en la Tabla 4-9 y Tabla 4-10 respectivamente.

*Tabla 4-9 Método de umbrales aplicados a sujetos con patologías (punto a punto)*

Músculo	Pierna	6 Pacientes	5 Pacientes
		ACC/Umbral	ACC/Umbral
Recto Anterior	Izquierda	82,97	88,28

Vasto Externo	Izquierda	79,02	85,45
Vasto Interno	Izquierda	86,21	88,88
Sartorio	Izquierda	84,54	87,85
Tensor de la Fascia Lata	Izquierda	82,19	85,21
Bíceps Crural	Izquierda	77,15	88,69
Semitendinoso	Izquierda	81,19	87,86
Semimembranoso	Izquierda	81,09	89,72
Poplíteo	Izquierda	82,73	89,58
Recto Anterior	Derecha	81,6	85,9
Vasto Externo	Derecha	81,88	86,13
Vasto Interno	Derecha	83,29	86,32
Bíceps Crural	Derecha	85,57	88,4
Total		82.26 ± 2.3	87.56 ± 1.5

*Tabla 4-10 Método de umbrales aplicados a sujetos con patologías (por eventos)*

Músculo	Pierna	6 Pacientes			5 Pacientes		
		# Pasos	Td (ms)	% Detección	# Pasos	Td (ms)	% Detección
Recto Anterior	Izquierda	73	144,41	91.84	58	88,98	94.01
Vasto Externo	Izquierda	73	136,3	87.07	59	79,6	90.75
Vasto Interno	Izquierda	69	89,7	95.61	56	62,98	92.03
Sartorio	Izquierda	73	125,05	89.12	58	92,42	89.65
Tensor de la Fascia Lata	Izquierda	74	102,39	89.93	57	39,72	89.47
Bíceps Crural	Izquierda	70	29,32	84.4	57	94,3	94.73
Semitendinoso	Izquierda	75	124,94	94.11	61	87,37	91.05
Semimembranoso	Izquierda	73	160,5	786.39	61	108,68	91.87
Poplíteo	Izquierda	72	134,15	89.66	58	98,88	92.30
Recto Anterior	Derecha	72	71,42	90.34	59	35,62	87.39
Vasto Externo	Derecha	70	56,66	87.23	57	28,95	85.21
Vasto Interno	Derecha	73	126,17	90.48	59	80,93	86.55
Bíceps Crural	Derecha	72	58,4	92.41	58	43,52	90.59
Total		939	104,57	88.35	758	72,45	90.43

## CAPÍTULO 5

### 5. Discusión

Para la base de datos de sujetos sin patologías aparentes, con el método de reconocimiento de patrones mediante redes neuronales, el valor de sensibilidad obtenido  $66.49 \pm 2.36$  % (Tabla 4-4), parece ser un valor bajo, sin embargo, esto se debe a que la evaluación del desempeño de la red se calcula muestra a muestra y no por eventos (inicio del paso).

Tanto en la evaluación muestra a muestra como en la evaluación por eventos, los mejores resultados de ACC se observaron en el músculo Vasto Interno, con un  $90.96 \pm 0.63$ % (Tabla 4-4) para la evaluación muestra a muestra y  $90.81 \pm 1.51$ % (Tabla 4-5), lo que sugiere ser un músculo importante dentro de la marcha humana y, por lo tanto, un músculo importante para el control del exoesqueleto. Como sustenta (Lara, Angulo, & Llanos, 1996), en la fase final del balanceo u oscilación que comprende el 85% y el 100% del ciclo de marcha humana, los músculos vasto interno y externo son principales en la extensión de la rodilla. También afirman que los vastos interno y externo compensan el momento flexor que las fuerzas externas generan en la rodilla. Finalmente expresan, que los mismos músculos son encargados de “absorber-aceptar” el impacto, justo al final del ciclo de marcha.

Cuando se analiza el desempeño por eventos 94,88% (Tabla 4-6), es más alto que el desempeño por puntos 90,96% (Tabla 4-4) con respecto a las anotaciones profesionales de las señales, de mismo modo para sujetos con patologías en las extremidades inferiores este método demuestra una efectividad de 93.14% (Tabla 4-7) punto a punto y 91.19% (Tabla 4-8) por eventos con respecto a las anotaciones profesionales de las señales. La Tabla 4-5 muestra el porcentaje de eventos detectados para cada músculo, lo cual indica que en promedio se logra detectar correctamente 9 de cada 10 intenciones de movimiento, como fue reportado en nuestra publicación (Astudillo et al., 2018). El desempeño obtenido es superior al reportado usando métodos de detección basados en umbrales sobre la misma base de datos (Rojas, Wong, Minchala, & Farfán, 2018), quienes reportan el desempeño de su detector por eventos ( $SEN = 85,88 \pm 2,18$  %;  $ESP = 86,11 \pm 3,55$  %;  $Td = 6.24 \pm 2.42$  ms).

La adquisición de señales para los sujetos con patologías fue compleja y demorada debido a la condición de cada paciente. La dificultad para el estudio de las señales fue mayor ya que algunos pasos se realizaron fuera de tiempo, sufrían tropiezos y se daban pasos falsos en el mismo sitio. También debido a la cantidad de señales que se recolectaban, los pacientes se agotaban y sufrían

calambres musculares. De acuerdo con las explicaciones del equipo médico, algunos sujetos patológicos presentan espasticidad (tensión inusual o aumento de tono muscular), lo cual, traducido a las señales, evidencian saturación en el instante del paso. La espasticidad generalmente es causada por daño en una parte del cerebro que controla el movimiento, también por daño en los nervios de la médula espinal («Espasticidad», s. f.). Entre sus síntomas más comunes se encuentran los reflejos tendinosos profundos y exagerados.

La SNR promedio para la base de datos de pacientes fue mayor ( $17.28 \pm 1.67$  dB, Tabla 4-1) respecto a la base de datos de sujetos sin patologías aparentes ( $11.05 \pm 1.31$  dB) (Farfán & Rojas, 2017). Esto evidencia cierta mejora en la calidad de adquisición de las señales y las patologías espásticas evidentes en la mayoría de los sujetos. En este estudio, los electrodos no fueron reutilizados en ningún músculo para la adquisición de las señales, también se constató que el cable de adquisición estuviera perfectamente conectado y que no presente daños significativos dentro de este proceso. Otro factor importante es tener los equipos de adquisición desconectados de la red eléctrica, todo se alimentaba con la batería del computador.

Según Nathavanij y Deivanayagam la fatiga muscular no afecta mayormente en el MNF (Nanthavanij & Deivanayagam, 1989). Los valores de MNF reportados en este estudio son menores a los valores citados de otros autores debido a factores como los métodos de procesamiento, equipos de adquisición y principalmente a los ejercicios para la adquisición, ya que nuestro método consta una marcha pausada con descansos entre adquisiciones, en cambio en muchos trabajos citados se realiza la tensión máxima del músculo y ejercicios musculares agotantes. Respecto a la base de datos de sujetos sanos con un método de adquisición de señales similar, se tiene un MNF menor en todos los músculos (Tabla 4-1), a excepción del Recto Anterior de la pierna izquierda que tiene 89.44 vs 66.6 (Farfán y Rojas). De acuerdo al estudio de Gerdle y Karlsson se indica que el MNF es dependiente del torque y mientras mayor es el torque, más alta es la MNF (B. Gerdle & Karlsson, 1994).

Por lo tanto, los valores de MNF evidencian que el torque de los sujetos patológicos es menor que el de los sanos, lo que confirma la dificultad que tienen para caminar, y factores asociados de fatiga muscular.

En la Tabla 4-1 se observa que el MNF del Recto Anterior es mayor en los pacientes, a diferencia de todos los otros músculos registrados, que tienen un menor MNF que en los sujetos sanos. Esta es una excepción, que se puede observar debido a la edad y patología de cada sujeto, ya que pueden influenciar en el contenido de frecuencia de la señal EMG. (Lauer, Pierce, Tucker, Barbe, & Prosser, 2010).

En cuanto a la detección de la intención de movimiento para pacientes mediante el método propuesto, se evidencian mejores resultados que de los sujetos sanos, ( $91.19 \pm 8.09\%$ , Tabla 4-7) vs ( $90.81 \pm 1.51\%$ , Tabla 4-5). Por lo que se realizó un análisis de los parámetros temporales para contrastar resultados entre SNR y MNF según lo realizado por Farfán y Rojas (Farfán & Rojas, 2017). Además, debido a la variabilidad de señales entre sujetos de la base de datos de sujetos sanos se tienen cambios más notorios en los 21 sujetos respecto a los 6 pacientes que participaron en la segunda base de datos. Es decir, cada sujeto posee características diferentes entre sí (amplitud, frecuencia, SNR, entre otras), donde el final de la señal de un sujeto y el inicio de otro tienen piso de ruido y amplitudes muy diferentes. Se tiene en cuenta que para el entrenamiento, todas las señales EMG están concatenadas, en el caso de la base de datos de pacientes patológicos no existen cambios muy bruscos en amplitud como en la base de datos de sujetos sanos, lo cual significa un mejor aprendizaje para las redes neuronales.

El valor de retardo es crucial para aplicaciones en tiempo real, y se presenta un retardo menor que el presentado por Farfán y Rojas de  $6,24 \pm 2,42$  (ms) (Rojas et al., 2018), con el método empleado en este trabajo de titulación se tiene ( $-12.6 \pm 10$  ms, Tabla 4-4) para sujetos sin patologías, lo cual significa que se tiene un intervalo promedio de predicción de la intención. Para sujetos con patologías se tiene un retardo de ( $31.06 \pm 18.89$  ms, Tabla 4-8), este retardo aún es insignificante con respecto al máximo de 250ms que se establece para que un sistema sea considerado en tiempo real.

El rendimiento por eventos de nuestro trabajo también es más alto que el reportado usando: ANN Retropropagación (Veer & Sharma, 2016) para la clasificación de movimientos de los brazos mediante señales EMG (SEN=88.87%; ESP=92.5%), y el algoritmo de Levenberg-Marquardt (Ibrahimy et al., 2013) para detectar el movimiento en las manos (SEN=88.87%; ESP=92.5%).

En otro trabajo que utilizó algoritmos de reconocimiento de patrones, se evaluaron cuatro pacientes con amputación transfemoral y cuatro sujetos sin patologías en los miembros inferiores. Las señales EMG fueron registradas y evaluadas con los sujetos sentados mediante electrodos de superficie en 9 músculos (semitendinoso, sartorio, tensor de la fascia lata, aductor mayor, grácil, vasto medial, recto femoral, vasto lateral, y la cabeza larga del bíceps femoral). Los resultados muestran valores altos de desempeño, ( $91.8\%$  para amputados y  $98.6\%$  para sujetos sin patologías) (Hargrove, Simon, Lipschutz, Finucane, & Kuiken, 2011).



## CONCLUSIONES

Se ha logrado obtener un método efectivo mediante la aplicación de ANN para reconocimiento de patrones mediante el método Levenberg-Marquardt, el cual es crucial para el futuro desarrollo de un exoesqueleto adaptable para la detección oportuna del movimiento en sujetos con patologías.

Estos resultados nos permiten contemplar el uso de la metodología presentada para la clasificación de la intención de movimiento en sujetos con patologías en miembros inferiores. Se debe considerar que cada EMG presenta una alta variabilidad morfológica de los músculos y entre los sujetos, sin contar los problemas de ruido durante la adquisición.

La gran variabilidad de las señales entre cada sujeto muestra condiciones poco favorables para el entrenamiento de las redes neuronales, aún más en sujetos con patologías, ya que a esto se le suma la dificultad de la adquisición de señales, por lo que es conveniente registrar señales mientras el sujeto realiza sus rehabilitaciones normales, con el fin de obtener una base de datos individual con la cual se pueda entrenar la red neuronal y brindar una detección mucho más eficiente y adecuada para cada patología y cada sujeto. Por lo que como trabajo futuro sería conveniente entrenar una red exclusiva para cada usuario de exoesqueleto (Hargrove et al., 2013).

Como trabajo futuro se propone simular señales EMG con características de sujetos patológicos para tener una base de datos más amplia y así poder entrenar una red neuronal adaptable a varios sujetos.

## ANEXOS

### A. Músculos involucrados

#### a) Semimembranoso

<b>Origen</b>	De la tuberosidad isquiática.
<b>Inserción</b>	Superficie posterior del cóndilo medial de la tibia.
<b>Inervación</b>	Nervio ciático L5-S2
<b>Tipo de músculo</b>	Postural
<b>Función</b>	En la cadera: Extensor, rotador interno, aductor del muslo en la cadera. Rota posteriormente la pelvis en la cadera.  En la rodilla: Flexión, rotación medial de la pierna en la rodilla.

(Panesso et al., 2008)



*Músculo Semimembranoso (Dr. Michael Richardson, 1997)*

#### b) Semitendinoso

<b>Origen</b>	De un tendón común con el bíceps femoral en la tuberosidad isquiática.
<b>Inserción</b>	Cóndilo posterior y medial de la tibia
<b>Inervación</b>	Nervio ciático L5-S2
<b>Tipo de músculo</b>	Postural

<b>Función</b>	<p>En la cadera: Extensor, rotador interno, aductor de la cadera. Rota posteriormente la pelvis en la cadera.</p> <p>En la rodilla: Flexión, rotación medial de la pierna en la rodilla.</p>
----------------	--



*Músculo Semitendinoso*

### c) Bíceps crural o femoral

<b>Origen</b>	<p>Cabeza larga: de la tuberosidad isquiática. Ligamento sacrotuberoso.</p> <p>Cabeza corta: Labio lateral de la línea áspera. Línea supracondilea del fémur. Septum lateral intermuscular que se fusiona con el tendón de la cabeza larga.</p>
<b>Inserción</b>	<p>Cabeza larga: Aspecto lateral de la cabeza del peroné y tibia.</p> <p>Cabeza corta: Aspecto lateral de la cabeza del peroné y tibia</p>
<b>Inervación</b>	Nervio ciático (L5-S2)
<b>Tipo de músculo</b>	Postural
<b>Función</b>	<p>Cabeza larga: Extiende, rota lateralmente y aduce el muslo. Rota posteriormente la pelvis en la cadera. Fleja y rota la extremidad inferior en la rodilla.</p> <p>Cabeza corta: Fleja la rodilla y rota lateralmente la pierna en la rodilla.</p>



*Músculo Bíceps crural*

**d) Recto anterior o femoral**

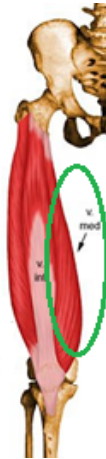
<b>Origen</b>	Cabeza recta: espina iliaca anterior inferior.  Cabeza refleja: supraacetabular Groove Cápsula de la articulación de la cadera
<b>Inserción</b>	Borde superior de la patela y continúa distalmente a ésta para unirse a la tuberosidad tibial, como el ligamento patelar.
<b>Inervación</b>	Nervio femoral (L2-L4)
<b>Tipo de músculo</b>	Postural
<b>Función</b>	En la cadera: flexión  En la rodilla: extensión



*Músculo recto anterior*

**e) Vasto interno o vasto medial**

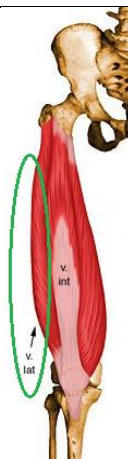
<b>Origen</b>	Del aspecto posterior y medial del cuerpo del fémur. Septum medial intermuscular. Labio medial de la línea áspera. Parte superior de la línea medial supracondilar. Mitad inferior de la línea intertrocánterica.
<b>Inserción</b>	Borde medial de la patela, continua distal para llegar a la tuberosidad tibial. Algunas fibras se fusionan con el retináculo medial patelar. Algunas fibras tienen una orientación más oblicua; son conocidas como vasto medial oblicuo.
<b>Inervación</b>	Nervio femoral (L2-L4)
<b>Tipo de músculo</b>	Fásico
<b>Función</b>	Extensión de la rodilla.



*Músculo vasto interno*

**f) Vasto externo o vasto lateral**

<b>Origen</b>	Desde la superficie inferior del trocánter mayor. Línea intertrocánterica del fémur. Tuberosidad glútea. Septum intermuscular lateral. Labio lateral de la línea áspera.
<b>Inserción</b>	Borde lateral de la patela. Algunas fibras se fusionan con el retináculo lateral patelar.
<b>Inervación</b>	Nervio femoral (L2-L4)
<b>Tipo de músculo</b>	Fásico
<b>Función</b>	Extensión de la rodilla y llevar lateralmente la patela hacia lateral.

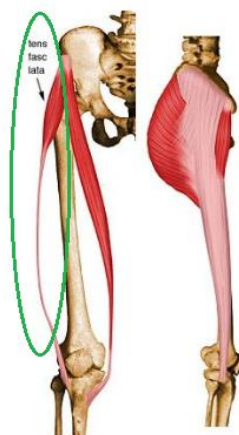


*Músculo vasto externo*

**g) Tensor de la Fascia Lata:**

<b>Origen</b>	Cara lateral de la cresta ilíaca entre la espina ilíaca anterosuperior y el tubérculo de la cresta.
<b>Inserción</b>	Banda Iliotibial
<b>Inervación</b>	Nervio glúteo superior (L4,L5, S1)
<b>Función</b>	Flexor y abductor de la cadera. Estabiliza la rodilla en extensión.

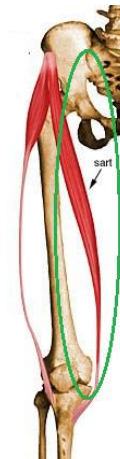
(Richardson, 1997)



*Músculo tensor de la fascia lata.*

#### h) Sartorio:

<b>Origen</b>	Espina ilíaca anterosuperior.
<b>Inserción</b>	Parte proximal medial anterior de la tibia.
<b>Inervación</b>	Nervio femoral (L2-L3)
<b>Tipo de músculo</b>	Fásico tipo 2
<b>Función</b>	Flexión de la cadera y de la rodilla durante la marcha. Flexión, abducción y rotador externo del fémur.



*Músculo sartorio*

**i) Poplíteo:**

<b>Origen</b>	En la cara externa del cóndilo externo del fémur.
<b>Inserción</b>	Cara posterosuperior de la tibia.
<b>Inervación</b>	Nervio tibial (L4, L5, S1)
<b>Función</b>	Flexor de la rodilla, estabilizador de la rodilla y rotador interno de la tibia.

(Richardson, 1997)



*Músculo poplíteo*



## B. Parámetros temporales de sujetos patológicos

Tabla 0-1 Parámetros temporales de sujetos patológicos

Músculo	Pierna	Paciente	MNF	RMS	SNR
Recto Anterior	Izquierda	1	52,562	0,3115	16,89
	Izquierda	2	47,955	0,4581	17,09
	Izquierda	3	119,74	0,0252	9,682
	Izquierda	4	50,641	0,3363	17,79
	Izquierda	5	245,04	0,2969	14,89
	Izquierda	6	51,022	0,5402	10,36
Vasto Externo	Izquierda	1	54,645	0,3449	15,89
	Izquierda	2	49,570	0,3818	15,63
	Izquierda	3	126,83	0,0021	----
	Izquierda	4	47,809	0,2463	24,74
	Izquierda	5	120,54	0,1571	1,52
	Izquierda	6	60,324	0,5371	16,11
Vasto Interno	Izquierda	1	54,209	0,2989	15,64
	Izquierda	2	46,667	0,3276	17,06
	Izquierda	3	66,564	0,0308	9,89
	Izquierda	4	46,565	0,3326	25,58
	Izquierda	5	230,6	0,255	5,95
	Izquierda	6	51,043	0,5535	17,34
Sartorio	Izquierda	1	51,619	0,3859	14,34
	Izquierda	2	44,589	0,3287	17,71
	Izquierda	3	60,449	0,0047	11,28
	Izquierda	4	73,391	0,1103	19,71
	Izquierda	5	79,698	0,144	7,66
	Izquierda	6	53,941	0,5961	17,23
Tensor de la Fascia Lata	Izquierda	1	47,293	0,299	15,53
	Izquierda	2	46,6208	0,3752	19,13

Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua

	Izquierda	3	96,0191	0,0035	8,59
	Izquierda	4	49,627	0,0863	19,23
	Izquierda	5	108,97	0,1246	2,57
	Izquierda	6	60,892	0,6475	16,15
Bíceps Crural	Izquierda	1	53,659	0,153	16,18
	Izquierda	2	46,144	0,3864	18,19
	Izquierda	3	135,48	0,0015	----
	Izquierda	4	68,722	0,0492	14,11
	Izquierda	5	93,519	0,1865	7,94
	Izquierda	6	53,175	0,4155	14,91
Semitendinoso	Izquierda	1	54,157	0,3218	16,01
	Izquierda	2	47,062	0,3403	18,07
	Izquierda	3	100,16	0,0023	----
	Izquierda	4	57,719	0,2142	16,75
	Izquierda	5	154,42	0,0969	2,64
	Izquierda	6	50,750	0,5878	20,56
Semimembranoso	Izquierda	1	47,561	0,4339	17,16
	Izquierda	2	43,326	0,3793	20,35
	Izquierda	3	103,42	0,0017	----
	Izquierda	4	54,241	0,1518	12,56
	Izquierda	5	106,35	0,1403	9,11
	Izquierda	6	49,184	0,518	15,53
Poplíteo	Izquierda	1	50,282	0,3046	18,08
	Izquierda	2	45,431	0,2103	16,94
	Izquierda	3	71,034	0,0026	4,10
	Izquierda	4	49,535	0,1657	14,57
	Izquierda	5	67,991	0,1005	10,87
	Izquierda	6	55,883	0,3942	21,01
Recto Anterior	Derecha	1	47,094	0,2283	15,86
	Derecha	2	53,501	0,3373	13,15

Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua

	Derecha	3	197,02	0,0073	4,17
	Derecha	4	72,044	0,0754	17,09
	Derecha	5	127,73	0,1309	3,53
	Derecha	6	51,428	0,4233	14,06
Vasto Externo	Derecha	1	50,705	0,2714	13,67
	Derecha	2	61,107	0,3001	10,39
	Derecha	3	187,88	0,014	7,24
	Derecha	4	60,594	0,3539	17,23
	Derecha	5	91,001	0,1181	0,96
	Derecha	6	57,168	0,4191	15,74
Vasto Interno	Derecha	1	48,876	0,4858	14,15
	Derecha	2	50,166	0,3837	11,8
	Derecha	3	194,31	0,1074	9,86
	Derecha	4	94,485	0,3099	17,82
	Derecha	5	65,868	0,1904	9,09
	Derecha	6	51,472	0,4293	19,16
Bíceps Crural	Derecha	1	58,958	0,1635	17,73
	Derecha	2	56,741	0,2834	9,86
	Derecha	3	204,01	0,0073	11,99
	Derecha	4	71,031	0,3175	19,07
	Derecha	5	66,071	0,1298	14,58
	Derecha	6	47,456	0,3764	17,11

## C. Consentimiento informado

### CONSENTIMIENTO INFORMADO

Yo \_\_\_\_\_, con C.I. \_\_\_\_\_ acepto participar en la adquisición de las señales electromiografías como parte del proyecto de Investigación “**Prototipo de Exoesqueleto usable en las Extremidades Inferiores**” realizado por investigadores de la Universidad de Cuenca, que servirán para establecer la intención del movimiento en el patrón normal de marcha; del cual declaro conocer sus finalidades y forma de realización del procedimiento, que implica:

- Preparación de la persona (vestimenta adecuada)
- Llenado de cuestionario de actividad física, medidas antropométricas y cuestionario sobre presencia de patologías que pudiesen modificar señales normales.
- Colocación de electrodos en los diferentes músculos de miembros inferiores.
- Observación directa del patrón de marcha.
- Procesamiento de señales.
- Duración del estudio aproximadamente 1 hora.

Se guardará la confidencialidad de la información.

\_\_\_\_\_  
Firma

## REFERENCIAS

- Ada, L., Dorsch, S., & Canning, C. G. (2006). Strengthening interventions increase strength and improve activity after stroke: a systematic review. *Australian Journal of Physiotherapy*, 52(4), 241-248. [https://doi.org/10.1016/S0004-9514\(06\)70003-4](https://doi.org/10.1016/S0004-9514(06)70003-4)
- Adewuyi, A. A., Hargrove, L. J., & Kuiken, T. A. (2016). An Analysis of Intrinsic and Extrinsic Hand Muscle EMG for Improved Pattern Recognition Control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 24(4), 485-494. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2015.2424371>
- Ahsan, M. R., Ibrahimy, M. I., & Khalifa, O. O. (2011). Electromyography (EMG) signal based hand gesture recognition using artificial neural network (ANN). En *2011 4th International Conference on Mechatronics (ICOM)* (pp. 1-6). <https://doi.org/10.1109/ICOM.2011.5937135>
- Astudillo, F., Charry, J., Minchala, I., & Wong, S. (2018). Lower limbs motion intention detection by using pattern recognition. *IEEE ETCM*.
- Bilodeau, M., Schindler-Ivens, S., Williams, D. M., Chandran, R., & Sharma, S. S. (2003). EMG frequency content changes with increasing force and during fatigue in the quadriceps femoris muscle of men and women. *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology*, 13(1), 83-92.
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. New York: Springer.

- Caballero, L. M. D. K., Ceballos, J. C. R. S., & Alejandro Ramírez. (2002). Conceptos básicos para el análisis electromiográfico. Universidad de Ciencias de la Salud.
- Cardona, C., Alejandro, M., Rodríguez Spitia, F., & Baradica López, A. (2010). EXOESQUELETOS PARA POTENCIAR LAS CAPACIDADES HUMANAS Y APOYAR LA REHABILITACIÓN. *Revista Ingeniería Biomédica*, 4(7), 63-73.
- Cheung, V. C. K., Piron, L., Agostini, M., Silvoni, S., Turolla, A., & Bizzi, E. (2009). Stability of muscle synergies for voluntary actions after cortical stroke in humans. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, pnas.0910114106. <https://doi.org/10.1073/pnas.0910114106>
- Cifu, D. X., & Lew, H. L. (2013). *Handbook of Polytrauma Care and Rehabilitation*. Demos Medical Publishing.
- Espasticidad: MedlinePlus enciclopedia médica. (s. f.). Recuperado 15 de octubre de 2018, de <https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/003297.htm>
- Farfán, Á., & Rojas, A. (2017). Assessing the SNR Influence in the Estimation of the Mean Frequency of Lower Limbs sEMG Signals.
- Gavin, H. P. (2017). The Levenberg-Marquardt method for nonlinear least squares curve-fitting problems. Duke University. Recuperado de <http://people.duke.edu/~hpgavin/ce281/lm.pdf>
- Gerdle, B., Henriksson-Larsén, K., Lorentzon, R., & Wretling, M. L. (1991). Dependence of the mean power frequency of the electromyogram on muscle force and fibre type. *Acta Physiologica Scandinavica*, 142(4), 457-465. <https://doi.org/10.1111/j.1748-1716.1991.tb09180.x>

- Gerdle, B., & Karlsson, S. (1994). The mean frequency of the EMG of the knee extensors is torque dependent both in the unfatigued and the fatigued states. *Clinical Physiology (Oxford, England)*, 14(4), 419-432.
- Gerdle, Björn, Karlsson, S., Crenshaw, A., Elert, J., & Fridén, J. (2000). The influences of muscle fibre proportions and areas upon EMG during maximal dynamic knee extensions. *European journal of applied physiology*, 81, 2-10. <https://doi.org/10.1007/PL00013792>
- Go, S. A., Coleman-Wood, K., & Kaufman, K. R. (2014). Frequency analysis of lower extremity electromyography signals for the quantitative diagnosis of dystonia. *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology*, 24(1), 31-36. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2013.11.002>
- Gowitzke, B. A., & Milner, M. (1999). *EL CUERPO Y SUS MOVIMIENTOS. BASES CIENTÍFICAS*. Editorial Paidotribo.
- Hargrove, L. J., Simon, A. M., Lipschutz, R. D., Finucane, S. B., & Kuiken, T. A. (2011). Real-Time Myoelectric Control of Knee and Ankle Motions for Transfemoral Amputees. *JAMA*, 305(15), 1542-1544. <https://doi.org/10.1001/jama.2011.465>
- Hargrove, L. J., Simon, A. M., Young, A. J., Lipschutz, R. D., Finucane, S. B., Smith, D. G., & Kuiken, T. A. (2013). Robotic Leg Control with EMG Decoding in an Amputee with Nerve Transfers. *New England Journal of Medicine*, 369(13), 1237-1242. <https://doi.org/10.1056/NEJMoa1300126>
- Hong, Y. W., King, Y.-J., Yeo, W.-H., Ting, C.-H., Chuah, Y.-D., Lee, J.-V., & Chok, E.-T. (2013). Lower Extremity Exoskeleton: Review and Challenges

Surrounding the Technology and its Role in Rehabilitation of Lower Limbs,  
5.

Ibrahimi, M. I., Rezwanul Ahsan, (primero), & Othman Omran Khalifa. (2013).

Design and optimization of levenberg-marquardt based neural network classifier for emg signals to identify hand motions, *13*(3), 142-151.

Jain, A. K., Mao, J., & Mohiuddin, K. M. (1996). Artificial neural networks: a tutorial. *Computer*, *29*(3), 31-44. <https://doi.org/10.1109/2.485891>

Jali, M. H., Izzuddin, T. A., Bohari, Z. H., Sulaima, M. F., & Sarkawi, H. (2014).

Predicting EMG Based Elbow Joint Torque Model Using Multiple Input ANN Neurons for Arm Rehabilitation. En *2014 UKSim-AMSS 16th International Conference on Computer Modelling and Simulation* (pp. 189-194). Cambridge, United Kingdom: IEEE. <https://doi.org/10.1109/UKSim.2014.78>

Jarne, C. G. (2018). A heuristic approach to obtain signal envelope with a simple software implementation. *ANALES AFA*. Recuperado de <https://anales.fisica.org.ar/journal/index.php/analesafa/article/view/2173>

Karlsson, S., & Gerdle, B. (2001). Mean frequency and signal amplitude of the surface EMG of the quadriceps muscles increase with increasing torque-- a study using the continuous wavelet transform. *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology*, *11*(2), 131-140.

Kaur, M., Mathur, S., Bhatia, D., & Verma, S. (2015). EMG analysis for identifying walking patterns in healthy males. En *2015 11th Conference on Ph.D. Research in Microelectronics and Electronics (PRIME)* (pp. 65-68). <https://doi.org/10.1109/PRIME.2015.7251335>

Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua



- Knaflitz, M., & Bonato, P. (1999). Time-frequency methods applied to muscle fatigue assessment during dynamic contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology*, 9(5), 337-350.
- Lara, M., Angulo, M., & Llanos, L. (1996). Actividad electromiográfica normal en la marcha humana. *Biomecánica*, IV(7), 110-116.
- Levangie, P. K., & Norkin, C. C. (2005). *Joint structure and function* (4.<sup>a</sup> ed.). Philadelphia: Davis Company.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115-133.  
<https://doi.org/10.1007/BF02478259>
- Merlo, A., Farina, D., & Merletti, R. (2003). A fast and reliable technique for muscle activity detection from surface EMG signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 50(3), 316-323.  
<https://doi.org/10.1109/TBME.2003.808829>
- Micera, S., Vanozzi, G., Sabatini, A. M., & Dario, P. (2001). Improving detection of muscle activation intervals, 20, 38-46.
- Minchala, L. I., Astudillo, F., Vazquez, A., & Palacio, K. (2017). Mechatronic Design of a Lower Limb Exoskeleton. *Design, Control and Applications of Mechatronic Systems in Engineering*. <https://doi.org/10.5772/67460>
- Nam, K. Y., Kim, H. J., Kwon, B. S., Park, J.-W., Lee, H. J., & Yoo, A. (2017). Robot-assisted gait training (Lokomat) improves walking function and activity in people with spinal cord injury: a systematic review. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 14(1), 24.  
<https://doi.org/10.1186/s12984-017-0232-3>

- Nanthavanij, S., & Deivanayagam, S. (1989). On the assessment of muscle fatigue rate via various EMG frequency spectral parameters. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 4(3), 213-224. [https://doi.org/10.1016/0169-8141\(89\)90004-8](https://doi.org/10.1016/0169-8141(89)90004-8)
- Opar, D. A., Williams, M. D., Timmins, R. G., Dear, N. M., & Shield, A. J. (2013). Knee flexor strength and bicep femoris electromyographical activity is lower in previously strained hamstrings. *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology*, 23(3), 696-703. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2012.11.004>
- Panesso, M. C., Trillos, M. C., & Tolosa Guzmán, I. (2008, diciembre). Biomecánica clínica de la rodilla. Universidad del Rosario.
- Reaz, M. B. I., Hussain, M. S., & Mohd-Yasin, F. (2006). Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biological Procedures Online*, 8(1), 11. <https://doi.org/10.1251/bpo115>
- Richardson, D. M. (1997). Muscle Atlas. Recuperado 31 de agosto de 2018, de <https://rad.washington.edu/muscle-atlas/>
- Roh, J., Rymer, W. Z., Perreault, E. J., Yoo, S. B., & Beer, R. F. (2012). Alterations in upper limb muscle synergy structure in chronic stroke survivors. *Journal of Neurophysiology*, 109(3), 768-781. <https://doi.org/10.1152/jn.00670.2012>
- Rojas, A., Wong, S., Minchala, I., & Farfán, Á. (2018). Comparison of Three Threshold-Based Movement Detection Algorithms in EMG.
- S Shourijeh, M., Smale, K. B., Potvin, B. M., & Benoit, D. L. (2016). A forward-muscular inverse-skeletal dynamics framework for human
- Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua

- musculoskeletal simulations. *Journal of Biomechanics*, 49(9), 1718-1723.  
<https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2016.04.007>
- Sabapathy, V., Tharion, G., & Kumar, S. (2015). Cell Therapy Augments Functional Recovery Subsequent to Spinal Cord Injury under Experimental Conditions [Research article].  
<https://doi.org/10.1155/2015/132172>
- Sonego, P., Kocsor, A., & Pongor, S. (2008). ROC analysis: applications to the classification of biological sequences and 3D structures. *Briefings in Bioinformatics*, 9(3), 198-209. <https://doi.org/10.1093/bib/bbm064>
- Stroke, N. A. (2014). What is stroke? Recuperado 6 de septiembre de 2018, de <http://www.stroke.org/understand-stroke/what-stroke>
- Tang, Z., Zhang, K., Sun, S., Gao, Z., Zhang, L., Yang, Z., ... Yang, Z. (2014). An Upper-Limb Power-Assist Exoskeleton Using Proportional Myoelectric Control. *Sensors*, 14(4), 6677-6694. <https://doi.org/10.3390/s140406677>
- Travell, J., & Simons, D. (2010). Músculos Isquiotibiales. En *Dolor y disfunción miofascial* (2.<sup>a</sup> ed., Vol. 2 Extremidades inferiores, pp. 389-390). Editorial Médica Panamericana.
- Vargas, L., Caicedo, P., Salinas, S. A., Sierra, W., & Rodríguez, L. (2017). Protocolo de Evaluación de un Sistema para Medición de Parámetros de Tiempo de la Marcha Humana, 9.
- Veer, K., & Sharma, T. (2016). A novel feature extraction for robust EMG pattern recognition. *Journal of Medical Engineering & Technology*, 40(4), 149-154.  
<https://doi.org/10.3109/03091902.2016.1153739>
- Vera, O. E., Cardona, E. D., & Piedrahita, J. R. (2006). EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE LA SEÑAL ELECTROCARDIOGRÁFICA
- Felipe Astudillo Palomeque  
José Charry Villamagua

MEDIANTE SOFTWARE DE ANÁLISIS MATEMÁTICO. *Scientia et Technica*, 2(31). <https://doi.org/10.22517/23447214.6379>

Wolff, J., Parker, C., Borisoff, J., Mortenson, W. B., & Mattie, J. (2014). A survey of stakeholder perspectives on exoskeleton technology. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 11(1), 169. <https://doi.org/10.1186/1743-0003-11-169>

Xu, L., & Adler, A. (2004). An improved method for muscle activation detection during gait. En *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering 2004 (IEEE Cat. No.04CH37513)* (Vol. 1, pp. 357-360 Vol.1). <https://doi.org/10.1109/CCECE.2004.1345029>

Yang, D., Zhao, J., Gu, Y., Wang, X., Li, N., Jiang, L., ... Zhao, D. (2009). An anthropomorphic robot hand developed based on underactuated mechanism and controlled by EMG signals. *Journal of Bionic Engineering*, 6(3), 255-263. [https://doi.org/10.1016/S1672-6529\(08\)60119-5](https://doi.org/10.1016/S1672-6529(08)60119-5)